

МЕТАМОДЕЛИРОВАНИЕ

Лекция №1

Введение в метамоделирование

Перечень изучаемых вопросов :

- 1. Литература.*
- 2. Причины использования суррогатных моделей.*
- 3. Наиболее распространённые виды метамodelей.*
- 4. Суррогатное моделирование, как вариант машинного обучения .*
- 5. Этапы применения суррогатных моделей для оптимизации.*
- 6. Примеры применения метамodelирования.*

Предыстория

Учреждение образования
«Гомельский государственный университет имени Франциска Скорины»

УТВЕРЖДАЮ
Проректор по учебной работе
ГГУ имени Ф.Скорины
И.В. Семченко

(дата утверждения)
Регистрационный № УД _____ /уч.

МЕТАМАТЕРИАЛЫ

Учебная программа учреждения высшего образования по специальности
высшего образования второй ступени (магистратура)

Специальность: 1-31 80 05 - Физика

Степень: магистр физико-математических наук
Срок обучения-2 года (дневная форма обучения)

Metamodelling technique for the efficient design optimisation of metasurfaces

F. Ferranti^a, A. De Marcellis, M. Janneh, E. Palange and G. Antonini

A metamodelling technique for the efficient design optimisation of the electromagnetic response of metasurfaces is proposed. Metamodels are built starting from data samples of design performance parameters properly extracted from a few electromagnetic simulations using a system identification approach. The metamodels are then used to optimise the metasurface electromagnetic response with respect to some design specifications. Numerical results validate the efficiency and accuracy of the proposed metamodelling technique.

Introduction: Over the past few years, metasurfaces have attracted an increasing attention. Metasurfaces are structures composed of metal antennas forming a two-dimensional (2D) array deposited on a substrate, which behave as electromagnetic (EM) components like antennas, band-pass filters, polarisers, absorbers or reflectors [1-3].

A typical design process of EM structures includes tasks, e.g. design optimisation, for which multiple EM simulations are needed as a function of the design parameters. A design cycle based on EM simulations leads to a very significant computational cost. Metamodels can be used to speed-up the design flow of complex systems, while achieving accurate results [4]. A metamodel is an efficient model (e.g. polynomial and radial basis functions) that provides a functional relationship between some design variable inputs and performance parameter outputs. A limited amount of computationally expensive EM simulations is needed to extract data samples of the input and output variables and then to generate the corresponding metamodels.

A technique to describe model parameters of the Drude-Lorentz model for the dielectric permittivity ϵ and magnetic permeability μ of metal antennas of metasurfaces as a function of geometrical parameters has been proposed in [5]. A retrieval method [6] is used to obtain values of ϵ and μ from the simulated reflection and transmission coefficients over a frequency range. The extraction of Drude-Lorentz model parameters from frequency-domain data samples of ϵ and μ becomes involved when multiple resonances must be considered approaching the metal plasma frequency [7]. Also, discrete frequency points densely distributed over the simulated frequency range are used for the extraction step, which might make the procedure computationally expensive.

In this Letter, we propose a metamodelling technique for the efficient design optimisation of general metasurface structures. No specific retrieval procedure and *a priori* physical model assumption for ϵ and μ are used. The data samples of the EM performance parameters can be extracted from the frequency- or time-domain response of a system. This extraction step is not generally defined and can affect the quality of the performance parameters data samples and of a corresponding metamodel. To clarify this aspect: if the sampling in the frequency (or time or wavelength) axis is too coarse in order to save computational resources (EM simulations are computationally expensive), the calculation of the value of the performance parameters might result inaccurate; if it is too dense, computational resources are wasted. We propose to use a system identification technique for an accurate and efficient extraction of the performance parameters data samples.

Metasurfaces: The metasurface we used to validate the proposed metamodelling approach is composed of a 2D array of gold crosses acting as EM antennas. The layout of the structure is shown in Fig. 1. The gold crosses on the substrate surface (300 nm thick silicon wafer) have a thickness $t = 50$ nm. In Fig. 1, W and L are the width and length of the crosses, respectively, while $a = b$ denotes the periodicity of the 2D array.

The metasurface behaves as an EM band-pass filter in reflection. We have chosen the wavelength value at which the metasurface reflection curve presents its maximum, which is denoted as λ_0 , as the metasurface performance parameter. The metasurface reflection response for the light intensity assuming an EM wave impinging at normal incidence was evaluated using the harmonic propagation analysis implemented in COMSOL Multiphysics Release 5.0. Starting from the unit cell containing a single cross, the 2D array was obtained for the simulations with COMSOL by using periodic boundary conditions along the x - and y -axes (the metasurface plane) and scattering boundary conditions along the z -axis (the EM wave propagation direction).

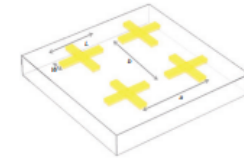


Fig. 1 Schematic representation of metasurface layout

Fig. 2 shows the reflection response over a wavelength range for some values of W and $a = b$. The variations of these geometrical parameters determine significant changes in the resulting EM behaviour of the metasurface. Therefore, efficient and accurate methods for design optimisation are fundamental.

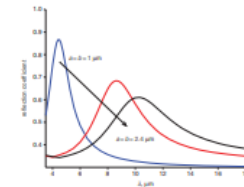


Fig. 2 Reflection coefficient for $W = 150$ nm, $a = b = [1, 2.2, 2.4]$ μ m

Metamodelling approach: A metamodel $M(x)$ is an efficient model that describes the relationship between some design variable inputs x (in our case the geometrical parameters of the metasurface) and performance parameter outputs y (in our case λ_0). Therefore, $y = M(x)$. A number of input-output data samples $\{x_k, y_k\}$, $k = 1, \dots, K$ is needed to estimate and validate a metamodel. Two data grids can be used in the modelling process, namely an *estimation* grid to build the metamodel and a *validation* grid to validate the metamodel. The samples distribution in the estimation and validation grids can be automated using adaptive sampling approaches [4].

The performance parameters data samples y_k are often derived from set of data samples of the frequency- ($H_{\text{data}}(j2\pi\text{freq}_n)$, $n = 1, \dots, N_{\text{freq}}$) or time-domain ($H_{\text{data}}(t_n)$, $n = 1, \dots, N_t$) response of the systems under study. System identification methods [8] allow generating models in different representations, such as pole-residue, state-space and pole-zero forms, to describe the frequency- or time-domain response of systems. The generation of system identification models requires a few samples of the frequency- or time-domain system responses. These models can be very efficiently evaluated over a dense frequency or time grid to accurately estimate the performance parameters data samples.

We describe here the main steps of the proposed metamodelling technique

$$\begin{aligned}
 & H_{\text{data}}(j2\pi\text{freq}_n, x_1) \xrightarrow{\text{system identification}} H_{\text{model}}(j2\pi\text{freq}_n, x_1) \\
 & H_{\text{model}}(j2\pi\text{freq}_n, x_1) = \sum_{q=1}^{Q_{\text{poles}}, Q_{\text{zeros}}} \frac{\text{Residues}_q(x_1)}{j2\pi\text{freq}_n - \text{poles}_q(x_1)} + D(x_1) \\
 & H_{\text{model}}(j2\pi\text{freq}_n, x_1) \xrightarrow{\text{estimation}} y_1 = y(x_1) \\
 & (x_1, y_1) \xrightarrow{\text{metamodel}} M(x) \\
 & \text{freq}_n, \quad n = 1, \dots, N_{\text{freq}}, x_1 \in x \text{ estimation - validation grids}
 \end{aligned}$$

where we use pole-residue models with poles poles_q , residues Residues_q and the direct term D as system identification models. A similar approach can be used starting from wavelength-domain or time-domain data samples of the system response. We propose to use a system identification approach to model the wavelength-domain data samples of the metasurface response and achieve an efficient and accurate extraction of

Проблемы физики, математики и техники

№3 (52) 2022

ОПТИМИЗАЦИЯ ПАРАМЕТРОВ ПОГЛОЩАЮЩИХ МЕТАМАТЕРИАЛОВ НА ОСНОВЕ П-ОБРАЗНЫХ ЭЛЕМЕНТОВ

С.А. Хакхонов¹, А.Л. Самофалов¹, Ю.В. Никитюк¹, И.В. Семченко², И.Ю. Аусhev³

¹Гомельский государственный университет имени Франциска Скорины

²Государственное научно-производственное объединение «Финика, специализированная и лазерная технологии», Минск

³Университет гражданской защиты МЧС Республики Беларусь, Минск

OPTIMIZATION OF PARAMETERS OF ABSORBING METAMATERIALS BASED ON П-SHAPED ELEMENTS

S.A. Khakhonov, A.L. Samofalov, Y.V. Nikitjuk, I.V. Semchenko², I.Y. Aushev³

¹Francisk Skarina Gomel State University

²State Research and Production Association "Finika, Specialized and Laser Technology", Minsk

³University of Civil Protection of the Ministry for Emergency Situations of the Republic of Belarus, Minsk

Аннотация. На основании численного моделирования определены значения параметров оптимизированной структуры, состоящей из проводящих П-образных элементов, обеспечивающих формирование слабо отражающей структуры с заданными свойствами поглощения в СВЧ-диапазоне. Многокритериальная оптимизация параметров геометрии была выполнена с использованием генетического алгоритма MOGA, интегрированного в модуль DesignXplorer программы ANSYS Workbench. В качестве критериев формирования оптимальной структуры, ширины и толщины проводящего слоя П-образных элементов. В качестве оптимизатора использовались различные частоты и соответствующие значения коэффициента отражения и коэффициента поглощения метаматериала. Для создания проекта оптимизированной структуры в программе использовались ANSYS Workbench, и параметры, полученные в результате оптимизации были применены для создания резонансного метаматериала с 17% пропусканием.

Ключевые слова: оптимизация, параметры, ANSYS Workbench, коэффициент отражения, коэффициент поглощения

For citation: Khakhonov S.A., Samofalov A.L., Semchenko I.V. Optimization of parameters of absorbing metamaterials based on П-shaped elements // Problems of Physics, Mathematics and Technics. – 2022. – № 3 (52).

Abstract. On the basis of numerical modeling, the values of parameters of an optimized structure consisting of conducting П-shaped elements, ensuring the formation of a weakly reflecting structure with the required absorption properties in the microwave range have been determined. Multi-criteria optimization of the structure parameters was carried out using a genetic algorithm MOGA, integrated into the DesignXplorer module of the ANSYS program. As optimization criteria, the width and thickness of the conducting layer of П-shaped elements were used. As optimizers, various frequencies and corresponding values of the reflection and absorption coefficients of the metamaterial were used. To create the project of the optimized structure, ANSYS Workbench and parameters obtained as a result of optimization were used.

Keywords: optimization, parameters, ANSYS Workbench, reflection coefficient, absorption coefficient

For citation: Khakhonov S.A., Samofalov A.L., Semchenko I.V. Optimization of parameters of absorbing metamaterials based on П-shaped elements // Problems of Physics, Mathematics and Technics. – 2022. – № 3 (52). – P. 56–66. – DOI: 10.54341/20778708_2022_3_52_56

Введение. Исследования метаматериалов позволяют создавать структуры с заданными свойствами в широком диапазоне частот. В качестве элементов метаматериала используются проводящие П-образные элементы, обеспечивающие формирование слабо отражающей структуры с заданными свойствами поглощения в СВЧ-диапазоне.

В работах [6], [8], [10]–[13] приведены результаты многокритериальной оптимизации параметров технологических процессов и параметров конструкции с использованием генетического алгоритма MOGA.

В данной работе при помощи генетического алгоритма MOGA, реализованного в модуле DesignXplorer программы ANSYS Workbench [14], установлены значения параметров метаматериала на основе массива П-образных элементов, обеспечивающие формирование слабо отражающей структуры с заданными свойствами поглощения в СВЧ-диапазоне.

1 Конечн-элементный анализ

Для определения значений резонансной частоты падающего излучения ω , коэффициента отражения R и коэффициента поглощения A была использована программа конечн-элементного анализа ANSYS HFSS [14]–[15].

В программе был построен проект оптимизированного метаматериала, состоящего из проводящих П-образных элементов, расположенных на диэлектрическом слое (рисунков 1.1). Структурные параметры П-образных элементов указаны на рисунке 1.1.

Параметры П-образных элементов b и d (рисунков 1.1) были найдены заранее с использованием аналитического подхода для определения паразитной резонансной частоты ω_0 и ширины резонансного элемента $\Delta\omega$ (рисунков 1.1) в зависимости от геометрии элемента. В результате использования данного подхода и компьютерного моделирования, на основе метода конечных элементов были определены все полярности П-образного элемента и найдены его оптимальные параметры (b и d) для резонансной частоты, равной 1,95 ГГц.

В данной конструкции используются П-образные резонаторы из медной фольги толщиной

Оптимизация параметров поглощающей метаматериала на основе П-образных элементов

Важным направлением повышения эффективности применения метаматериалов является нахождение оптимальных значений параметров, обеспечивающих формирование слабо отражающей структуры с заданными свойствами поглощения в СВЧ-диапазоне.

Генетические алгоритмы являются частным случаем эволюционных методов, которые предполагают имитацию естественного отбора и обеспечивают поиск лучших решений при помощи численного моделирования и увеличения полезных свойств множества объектов в процессе имитации их эволюции [5], [6]. Одним из эффективных генетических алгоритмов является алгоритм MOGA (Multi-Objective Genetic Algorithm) [6], [7]. Многокритериальная оптимизация – это одновременная оптимизация двух и более целевых функций, в отличие от методов решения данных задач является определением совокупности оптимальных по Парето решений, не доминируемых друг относительно друга [8], [9].

В работах [6], [8], [10]–[13] приведены результаты многокритериальной оптимизации параметров технологических процессов и параметров конструкции с использованием генетического алгоритма MOGA.

В данной работе при помощи генетического алгоритма MOGA, реализованного в модуле DesignXplorer программы ANSYS Workbench [14], установлены значения параметров метаматериала на основе массива П-образных элементов, обеспечивающие формирование слабо отражающей структуры с заданными свойствами поглощения в СВЧ-диапазоне.

В данной работе при помощи генетического алгоритма MOGA, реализованного в модуле DesignXplorer программы ANSYS Workbench [14], установлены значения параметров метаматериала на основе массива П-образных элементов, обеспечивающие формирование слабо отражающей структуры с заданными свойствами поглощения в СВЧ-диапазоне.

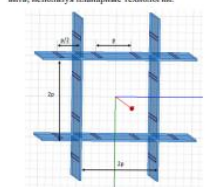
При реализации численного эксперимента была применена методика формирования с использованием метода латентных гиперкуба в модуле DesignXplorer [17].

В соответствии с планом эксперимента выполнялись расчеты для 20 комбинаций входных параметров (таблица 2.1): P1 – период структуры, P2 – ширина фольсы проводящего слоя, R – толщина проводящего слоя t . При этом определялись следующие выходные параметры: резонансная частота падающего излучения ω_0 , коэффициент отражения R и коэффициент поглощения метаматериала A . Таким образом, моделью объекта исследования являлись функции отклика, связывающие выходные параметры (ω_0 , R , A) с факторами (P_1 , P_2 , R). При соединении параметров отклика использовался метод непараметрической регрессии [17].

Таблица 2.1 – Параметры П-образного метаматериала

Исходные параметры	Значения входных параметров
P1 (p, мм)	2,1; 2,3; 2,5; 2,7; 2,9; 3,1; 3,3; 3,5; 3,7; 3,9
P2 (w, мм)	0,305; 0,315; 0,325; 0,335; 0,345; 0,355; 0,365; 0,375; 0,385; 0,395
R (t, мм)	18; 35

(мм), расположенные на диэлектрике (стекло-текстолит FR4). Такую структуру легко изготовить, используя планарные технологии.



p – межэлементное расстояние, b – длина П-образных элементов, d – ширина П-образных элементов, w – ширина проводящей фольсы

Рисунок 1.1 – Проект поглощающего метаматериала, состоящего из проводящих П-образных элементов, расположенных на диэлектрическом слое

2 Численный эксперимент

При реализации численного эксперимента была применена методика формирования с использованием метода латентных гиперкуба в модуле DesignXplorer [17].

В соответствии с планом эксперимента выполнялись расчеты для 20 комбинаций входных параметров (таблица 2.1): P1 – период структуры, P2 – ширина фольсы проводящего слоя, R – толщина проводящего слоя t . При этом определялись следующие выходные параметры: резонансная частота падающего излучения ω_0 , коэффициент отражения R и коэффициент поглощения метаматериала A . Таким образом, моделью объекта исследования являлись функции отклика, связывающие выходные параметры (ω_0 , R , A) с факторами (P_1 , P_2 , R). При соединении параметров отклика использовался метод непараметрической регрессии [17].

Таблица 2.1 – Параметры П-образного метаматериала

Исходные параметры	Значения входных параметров
P1 (p, мм)	2,1; 2,3; 2,5; 2,7; 2,9; 3,1; 3,3; 3,5; 3,7; 3,9
P2 (w, мм)	0,305; 0,315; 0,325; 0,335; 0,345; 0,355; 0,365; 0,375; 0,385; 0,395
R (t, мм)	18; 35

С.А. Хакхонов, А.Л. Самофалов, Ю.В. Никитюк, И.В. Семченко, И.Ю. Аусhev

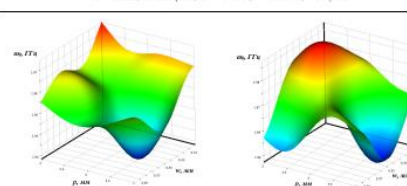


Рисунок 2.1 – Зависимость резонансной частоты падающего излучения от параметров метаматериала w : а) $t = 0,18$ мм; б) $t = 0,35$ мм

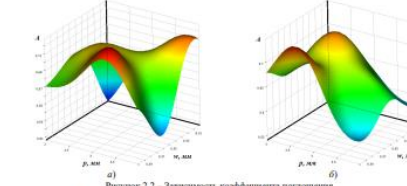


Рисунок 2.2 – Зависимость коэффициента поглощения от параметров метаматериала w : а) $t = 0,18$ мм; б) $t = 0,35$ мм

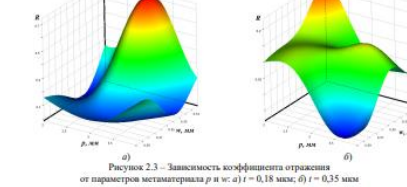


Рисунок 2.3 – Зависимость коэффициента отражения от параметров метаматериала R : а) $t = 0,18$ мм; б) $t = 0,35$ мм

На рисунках 2.1–2.3 представлены зависимости резонансной частоты падающего излучения ω_0 , коэффициента поглощения метаматериала A и коэффициента отражения метаматериала R от периода структуры p и от ширины фольсы проводящего слоя w для толщины проводящего слоя t , равных 18 мм и 35 мм.

Литература

Springer Tracts in Mechanical Engineering

Ping Jiang
Qi Zhou
Xinyu Shao

Surrogate Model-Based Engineering Design and Optimization

 Springer

Engineering Design via Surrogate Modelling

A Practical Guide


Alexander I. J. Forrester, András Sóbester and Andy J. Keane
University of Southampton, UK

 **WILEY**
A John Wiley and Sons, Ltd., Publication

Slawomir Koziel
Leifur Leifsson *Editors*

Surrogate-Based Modeling and Optimization

Applications in Engineering

 Springer

Причины использования суррогатных моделей

Компьютерные модели широко используются для изучения и анализа сложных реальных систем при проектировании многих современных изделий и технологий. Эти модели, реализуемые с помощью численных методов (например, метода конечных элементов), могут быть затратными в вычислительном отношении.

Например, может потребоваться несколько дней, чтобы смоделировать поведение при разрушении конструкции объекта с помощью конечно-элементного анализа. Если взять в качестве примера Ford Motor Company, то известно, что требуется примерно **36–160 часов**, чтобы запустить одно моделирование аварии для полноразмерного легкового автомобиля. Для решения задачи оптимизации с двумя переменными общее время вычислений составит **от 75 дней до 11 месяцев**.

Поэтому полагаться на высокоточное моделирование для решения оптимизационных задач нецелесообразно. Эффективным способом сокращения времени поиска является использование суррогатных моделей, также известных как метамоделей. Такая модель действует как модель модели и, таким образом, может заменить дорогостоящую компьютерную модель, аппроксимируя ее вход-выход.

НАИБОЛЕЕ РАСПРОСТРАНЁННЫЕ ВИДЫ МЕТАМОДЕЛЕЙ

Линейные

Простейшие и наиболее распространённые модели вида

$$y(\mathbf{x}) = a_0 + a_1\phi_1(\mathbf{x}) + \dots + a_n\phi_n(\mathbf{x}),$$

где ϕ_i – набор базисных функций, как правило, нелинейных.

Модель линейна относительно своих свободных параметров, которые определяются методом наименьших квадратов

$$\sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - y(\mathbf{x}_i))^2 \rightarrow \min.$$

Метамодели этого типа требуют априорных представлений о структуре моделируемого процесса: для правильного подбора базисных функций.

Однако, если такие представления имеются, качественная метамодель строится и работает очень быстро, а также требует небольшого объёма обучающей выборки.

НАИБОЛЕЕ РАСПРОСТРАНЁННЫЕ ВИДЫ МЕТАМОДЕЛЕЙ

Радиальные базисные функции
(РБФ, radial basis functions)

$$y(\mathbf{x}) = a_0 p(\mathbf{x}) + \sum_{i=1}^N a_i \phi(\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|),$$

где x_i – i -е наблюдаемое значение, $p(\mathbf{x})$ – полином нулевого приближения, ϕ – радиально-симметричная функция.

Модель так же линейна относительно свободных параметров, которые определяются методом наименьших квадратов.

Модели данного типа не требуют априорных представлений о структуре моделируемого процесса, быстро обучаются за счёт линейности относительно свободных параметров, но работают медленнее линейных, хорошо справляются с нелинейными задачами высокой размерности.

НАИБОЛЕЕ РАСПРОСТРАНЁННЫЕ ВИДЫ МЕТАМОДЕЛЕЙ

Кригинг (kriging, метод Винера-Колмогорова)

$$y(\mathbf{x}) = f(\mathbf{x}) + L(\mathbf{x}).$$

Идея метода – в разложении модели на глобальную составляющую (f) и локальное отклонение (L), при этом L предполагается реализацией случайного процесса с нулевым матожиданием и следующего вида ковариациями:

$$\text{cov}(L(\mathbf{x}_1), L(\mathbf{x}_2)) = \sigma^2 R(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2),$$

$$R(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2) = \prod_{i=1}^d \exp(-\theta_i | \mathbf{x}_1^{(i)}, \mathbf{x}_2^{(i)} |).$$

Возможны и другие варианты функции корреляции R . Параметры θ_i определяются методом максимального правдоподобия.

Значение $L(\mathbf{x})$ в произвольной точке \mathbf{x} определяется как $\sum_{i=0}^N w_i z_i$, где $z_i = f(\mathbf{x}_i) - h(\hat{y}_i)$, а веса w_i – из решения системы уравнений $\text{Cov}(L(\mathbf{x}_i), L(\mathbf{x}_j)) \mathbf{w} = \text{Cov}(L(\mathbf{x}_i), L(\mathbf{x}))$, где $\text{Cov}(L(\mathbf{x}_i), L(\mathbf{x}_j))$ – матрица парных ковариаций, $\text{Cov}(L(\mathbf{x}_i), L(\mathbf{x}))$ – вектор ковариаций.

НАИБОЛЕЕ РАСПРОСТРАНЁННЫЕ ВИДЫ МЕТАМОДЕЛЕЙ

Регрессия на опорных векторах (support vector regression)

Является применением метода опорных векторов к задаче интерполяции. Заключается в минимизации функции

$$L(\boldsymbol{\alpha}) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (\alpha_i - \alpha_i^*)(\alpha_j - \alpha_j^*) K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) + \varepsilon \sum_{i=1}^N (\alpha_i + \alpha_i^*) - \sum_{i=1}^N y_i (\alpha_i - \alpha_i^*)$$

с ограничениями

$$\sum_{i=0}^N (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0,$$

$$0 \leq \alpha_i \leq C,$$

$$0 \leq \alpha_i^* \leq C,$$

$$y(\mathbf{x}_i) - \varepsilon \leq h(\hat{y}_i) \leq y(\mathbf{x}_i) + \varepsilon \Rightarrow \alpha_i, \alpha_i^* = 0,$$

где $y(\mathbf{x}) = \sum_{i=0}^N (\alpha_i - \alpha_i^*) K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + b$, b – фоновое значение выходного параметра, C – параметр регуляризации, ε – погрешность выходных значений, $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x})$ – оконная функция.

Метод быстро и качественно обучается на небольших по объёму обучающих выборках, однако на сложных моделях может работать очень медленно, хотя, в общем случае, быстрее РБФ, оптимизированной разновидностью которого его можно считать (в модели РБФ задействованы все элементы обучающей выборки, тогда как данный метод стремится выбрать из них подмножество опорных).

НАИБОЛЕЕ РАСПРОСТРАНЁННЫЕ ВИДЫ МЕТАМОДЕЛЕЙ

Регрессия на адаптивных сплайнах (multivariate adaptive regression splines)

Модель вида $y(\mathbf{x}) = a_0 + \sum_{i=1}^M a_i p_i(\mathbf{x})$ строится последовательно. При этом в качестве $p(\mathbf{x})$ используются функции вида $p_i^+(\mathbf{x}) = \max(0, x_n - c_i)$, $p_i^-(\mathbf{x}) = \max(0, c_i - x_n)$, либо их произведения.

Исходный набор данных делится на обучающую и контрольную выборки. Алгоритм начинает обучение с выбора a_0 – наилучшего приближения обучающей выборки константой. Затем на каждом шаге ищется пара $p^+(\mathbf{x})$, $p^-(\mathbf{x})$, сильнее всего снижающая среднеквадратичную ошибку модели (перебираются все параметры модели и все их возможные произведения, с заданными ограничениями, для каждой пары оптимизируются параметры a и c).

После того, как среднеквадратичная ошибка оказалась в допустимых пределах (либо после того, как была достигнута максимально разрешённая сложность модели), выполняется редукция модели. На каждом шаге редукции из полученной модели удаляется одно из слагаемых таким образом, чтобы уменьшалась среднеквадратичная ошибка на контрольной выборке.

Для данного метода отмечается его способность быстро строить эффективные и качественные модели даже на небольших обучающих выборках.

НАИБОЛЕЕ РАСПРОСТРАНЁННЫЕ ВИДЫ МЕТАМОДЕЛЕЙ

Нейронные сети (neural networks)

Нейронные сети представляют собой очень широкий класс функций, которые разным способом комбинируют внутри себя *математические нейроны* вида

$$N(\mathbf{w}, b, \mathbf{x}) = \phi\left(\sum_{i=1}^N w_i x_i + b\right),$$
 где \mathbf{x} – вектор входных сигналов, \mathbf{w} – их веса, b – фоновая

активность (для её моделирования обычно вводится виртуальный нейрон со всегда единичным сигналом, поэтому далее её не учитываем), ϕ – функция активации. Для решения задач регрессии наиболее подходящим является подкласс *сетей с прямым распространением сигнала* (рекуррентные сети обычно применяются для моделирования динамических систем и систем с памятью).

Наиболее общая модель сети с прямым распространением сигнала – многослойный перцептрон, который выглядит так $y(\mathbf{x}) = N_k(W_k, \dots, N_2(W_2, N_1(W_1, \mathbf{x})))$, где N_k – функция выходных весов k -го нейронного слоя, W_k – матрица весовых коэффициентов нейронов k -го слоя. Сигналом от виртуальных нейронов нулевого слоя являются компоненты вектора выходных данных.

Традиционным методом обучения нейронных сетей является метод обратного распространения ошибки (по сути, градиентного спуска): для каждого образца из обучающей выборки начиная с k -го слоя веса нейронов изменяются следующим образом: $w_{ik} = w_{ik} + v \epsilon_{ik} N_k^{(i)}$, где $N_k^{(i)}$ – сигнал, пришедший на i -й нейрон k -го слоя, ϵ_{ik} – сигнал ошибки, распространяющийся от выхода сети: $\epsilon_{ik} = \epsilon_{ik+1} \frac{\partial \phi_k(x)}{\partial x}$ (на выходном нейроне сигнал ошибки ϵ_{K+1} равен $g(\hat{y}) - y$), v – скорость обучения.

Нейронные сети являются самым универсальным и, в связи с этим, самым сложным для обучения классом метамоделей. Нейронная сеть общего вида (где каждый нейрон следующего слоя связан с каждым нейроном предыдущего) имеет большое количество параметров. Из-за этого процесс обучения требует большой обучающей выборки.

Суррогатное моделирование – это особый случай машинного обучения

В рамках метамоделирования суррогатные модели для сложных систем строятся по результатам вычислительных экспериментов с конечно-элементными моделями.

Как правило, метамоделер имеют существенно более высокую вычислительную эффективность по сравнению с исходными моделями.

Построение таких моделей основано на идеях *машинного обучения* (*machine learning*), где модели "обучаются" на множестве входных и выходных данных (результатов экспериментов).

Суррогатное моделирование – это особый случай машинного обучения с учителем, применяемый в области инженерного проектирования. Такие популярные методы машинного обучения, как полиномиальная регрессия, нейронные сети и т. д., широко используются в качестве суррогатных моделей для ускорения процессов проектирования и анализа продукции.

Использование суррогатных моделей – один из способов увеличить эффективности анализа при проектировании



Схема применения суррогатных моделей с позиции машинного обучения



Схема применения суррогатных моделей

Шаг 1. Составить исходную выборку данных

Начинаем с генерации входных данных для датасета. Для этого мы выбираем интервалы значений параметров проектирования. Эти приёмы пришли из практики планирования экспериментов. На этом этапе предпочтительно равномерно распределить исходные точки по пространству параметров. Часто для создания первичного датасета используется равномерно заполняющая выборка, а сэмплирование (обход этого пространства) производится в порядке, заданном схемой латинского гиперкуба.

Шаг 2. Наполнение датасета данными из высокоточной модели

После формирования входных данных обучающей выборки необходимо найти соответствующие им выходные значения. Заполним датасет путем прогона модели высокой точности на этих входных данных. Собранные пары входных и соответствующих им выходных значений, мы получаем исходный набор данных для обучения (датасет).

Схема применения суррогатных моделей

Шаг 3. Создание суррогатной модели

На этом этапе строим суррогатную модель, используя собранные на предыдущем этапе обучающие данные. Для управления процессом обучения модели здесь следует использовать общепринятые в машинном обучении методы подбора и оценки модели. В плане выбора модели, нужно опробовать как простые и классические подходы, так и высокопроизводительные методы машинного обучения (полносвязанные сети) – что угодно, что позволит получить максимально эффективную суррогатную модель.

Шаг 4. Активное обучение и дополнение обучающей выборки

В общем случае нет возможности предугадать количество тренировочных примеров, необходимых для построения достаточно точной суррогатной модели. Это определяется сложностью и требуемой точностью аппроксимируемой связи «вход-выход». В результате имеет смысл постепенно дополнять набор обучающих данных. Такая практика известна как активное обучение. После дополнения датасета выполняется прогон компьютерной модели для получения соответствующих выходных значений. Затем суррогатная модель повторно обучается на дополненном наборе обучающих данных. Этот процесс повторяется до тех пор, пока не будем удовлетворены точностью суррогатной модели.

Этапы применения суррогатных моделей для оптимизации

Планирование эксперимента (DoE)

Построение аппроксимационных моделей

Одно- и многокритериальная оптимизация

Зачем нужно планирование эксперимента ?

Выбор наборов входных параметров (design points), в которых нужно определить функцию для следующих целей:

Исследовать пространство параметров, используя как можно меньше вычислений.

Получить как можно больше информации о поведении модели.

Получить выборку для построения точной аппроксимационной модели.

Оценить чувствительность, вариативность откликов модели и другие характеристики.

Проведение надежной оптимизации на основе аппроксимационных моделей (Surrogate based optimization).

Зачем нужны суррогатные модели?

Ускорить вычисления модели во много раз.

Предсказать отклики модели в новых точках.

Использование для оптимизации.

Использование для хранения/передачи данных.

Особенности задач инженерной оптимизации

Большая размерность оптимизационной задачи.

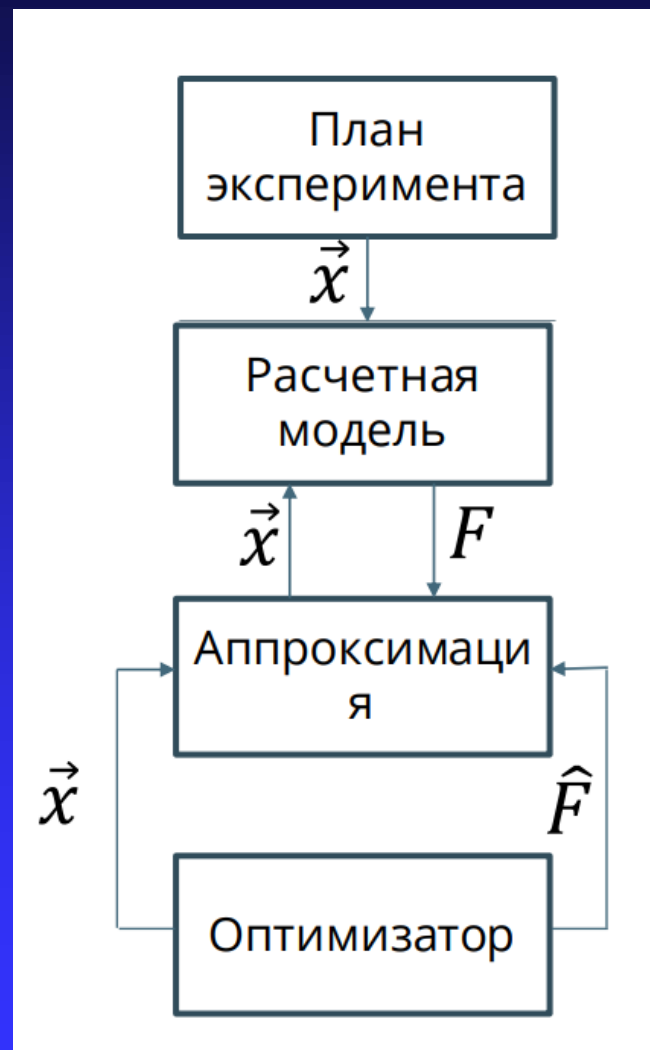
Нелинейность и многоэкстремальность.

Зашумленность.

Большое время одного вычисления.

Оптимизация на основе суррогатной модели (Surrogate Based Optimization)

Surrogate-Based Optimization – это класс методов, где оптимизационный алгоритм применяется к суррогатной модели.



Примеры применения метамоделирования

Методологический научно-исследовательский семинар
Департамента статистики и анализа данных Факультета экономических наук НИУ ВШЭ

Data Science, Machine Learning, Artificial Intelligence: Problems and Methods

Alexander Bernstein

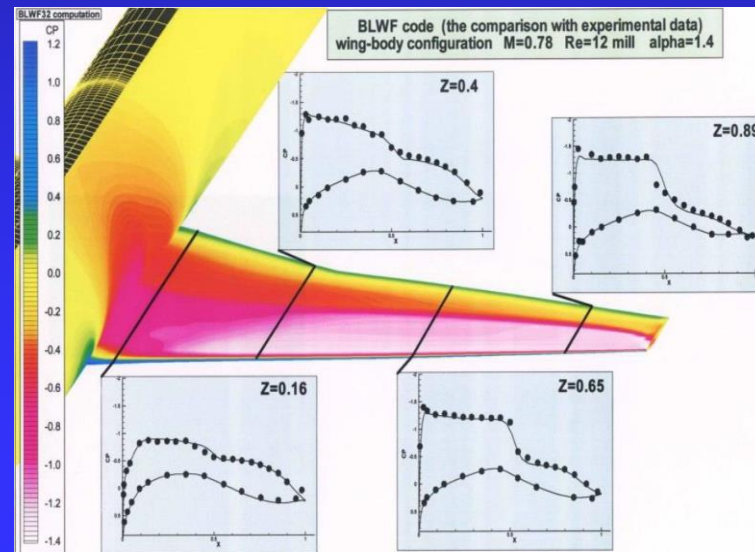
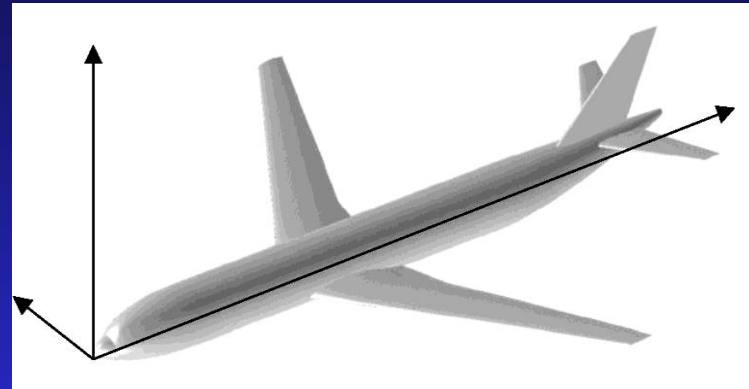
Skolkovo Institute of Science and Technology

December 4, 2020

Пример применения метамоделирования

Авиакосмическая область:

- расчет аэродинамических характеристик самолета (более 20) в зависимости от геометрии его поверхности (сотни параметров), параметров режима полета (скорость, угол атаки, ...) и внешней среды;
- оптимизации поверхности крыла.



Проблемы традиционного моделирования

Натурные эксперименты с реальным объектом или с его прототипами (компонентами) - возможность анализа и сравнения небольшого количества вариантов технических решений и только на поздних стадиях создания (проектирования) объекта. Высокая стоимость и большая продолжительность.

Дифференциальные уравнения в частных производных и численные методы их решения - аэродинамические расчетные модели: уравнения Эйлера с нерегулярной сеткой (~ 10 ч.). Численные методы не гарантируют получение решения с требуемой точностью для любых исходных данных.

Проблемы традиционного моделирования

Ограниченные возможности использования. Особенно:

- на стадии предварительного (концептуального) проектирования;
- в процессе оптимизации (для вычисления функции отклика), где рассматривается большое количество вариантов.

Возникает необходимость создания моделей, позволяющих в режиме реального времени проводить сравнение большого числа вариантов построения объектов с обеспечением требуемой достоверности Выводов.

Промышленное применение

Индустриальные приложения: огромное число экспериментов

**EU FP7 Project: Технологии быстрого моделирования для анализа прочности самолета
Future Fast Aeroelastic Simulation Technologies, FFAST (2008-2011):**

- около **100 000 компоновок** обычно исследуются при проектировании нового пассажирского самолета
- для каждой компоновки вычисляются и анализируются около **20 аэродинамических характеристик** для разных режимов полета и внешних условий
- Boeing: **800 000 craу-часов** было потрачено на симуляцию всех систем нового B-787

EU FP7 Project: $N = 10\,000\,000$ - примерное количество численных экспериментов, необходимое для проведения анализа прочности при создании большого гражданского самолета

Суррогатная модель (метамодель)

Адаптивные модели, основанные на данных - результатах натуральных и/или вычислительных экспериментов

Исходная модель M : неизвестная зависимость $Y = F_M(X, U)$:

Y – выход модели (характеристики)
 X – вход модели (описание объекта, режим полета)
 U – компонента входа (параметры среды)

Данные (результаты экспериментов)

$$D = \{(Y_i = F_M(X_i, U_i); X_i, U_i), i = 1, 2, \dots, N\}$$

Модель, построенная по данным

$$\text{Зависимость } Y = F_{SM}(X, U) = F_{SM}(X, U | D)$$

Ключевые требования к новой модели

Точность: $F_{SM}(X) \approx F_M(X)$
Производительность: быстрое вычисление $F_{SM}(X)$

Построенная суррогатная модель (метамодель) строит аппроксимацию зависимости $F_M(X)$ в явном аналитическом виде, обеспечивая высокую скорость расчетов

Суррогатная модель (метамодель)

Созданная быстрая модель

Проект **QAD PAL** “Quick aerodynamic design and optimization of a passenger aircraft layout” для **AIRBUS** (2004-2007)

- скорость вычисления возросла в **360 000 раз**
- относительная погрешность (по сравнению с CFD-кодом) **не более 1%**
- устойчивость модели

Kuleshov, Bernstein: Fast Aerodynamic Model for Design Technology, Proceedings of the West-East High Speed Flow Field Conference, 2007

Кулешов, Бернштейн и др.: Быстрый метод аэродинамического расчета для задач проектирования, Труды ЦАГИ, 2008
Бернштейн, Бурнаев: Методы анализа данных, предсказательное моделирование и обслуживание. В сборнике **Перспективные технологии для авиационной промышленности - аналитический обзор**, 117-127, М.: Наука, 2017.

Суррогатная модель (метамодель)



Family of Fast Aerodynamic Surrogate Models developed in Russian Academy of Sciences and implemented in AIRBUS Engineering Tools for Aerodynamic design

Airbus to reduce lead times up to 10% in numerical analysis activities for aircraft design lead time reduction by

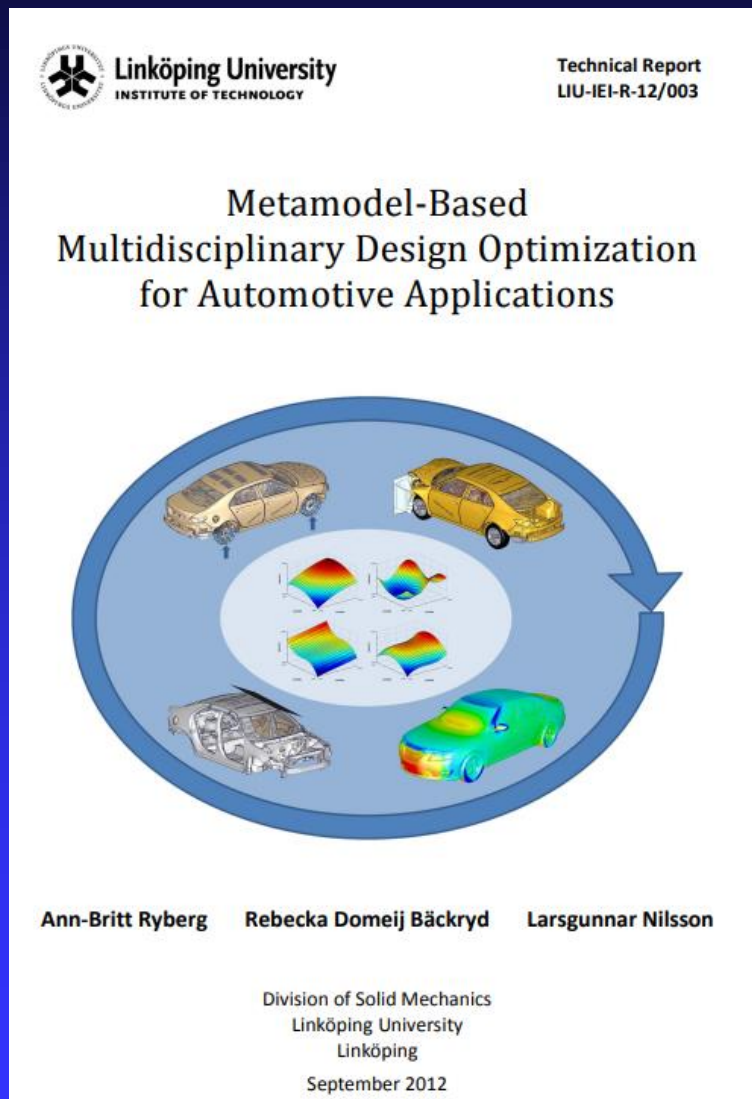


The screenshot displays the Airbus Engineering Tools software interface for aerodynamic design. It includes several key components:

- Layout Parameters (Sample0.45):**
 - Linear dimensions: Wing span (m) 44.836000, Horizontal tail span (m) 16.261470, Vertical tail height (m) 8.281376, Fuselage length (m) 50.123976, Fuselage maximal diameter (m) 5.380320.
 - Scale factors: Fuselage diameter to wing span ratio 0.120000.
 - Relative areas (to wing area): Horizontal tail 0.246150, Vertical tail.
- 3D View:** A 3D rendering of the aircraft model.
- Dependence of Total drag coefficient on attack angle for different layouts:** A graph showing drag coefficient vs. attack angle for various configurations.
- Actuals Table:**

Actual	Chord length [m]	Thickness	Twist angle [deg]
A.01	0.522967	0.140000	0.000000
A.02	0.213767	0.136654	0.376547
A.03	0.909667	0.129198	1.374344
A.04	0.939967	0.120000	0.000000
A.05	4.696497	0.116632	0.178000
A.06	3.712347	0.110056	0.440750
A.07	2.776037	0.100000	1.000000
- Airfoil Generation:** Parameters for airfoil generation, including planformization method, sheet vector, and nose radius.

Пример применения метамоделирования


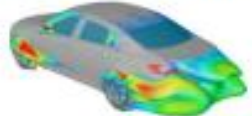







Моделирование в автомобильной промышленности

Разработка нового автомобиля - сложная задача, и требуется много специалистов с разными навыками и обязанностями. Разработка перестала быть исключительно методом проб и ошибок и превратилась в процесс, в котором почти все аспекты разработки выполняются с помощью инструментов CAE, а оборудование доступно только в виде конечного продукта и редко в виде прототипов.

Моделирование в автомобильной промышленности

Моделирование можно условно разделить на две разные категории.

Design area simulations	Performance area simulations
Body 	Aerodynamics and thermal 
Chassis 	Noise, vibration and harshness (NVH) 
Interior 	Safety 
	Vehicle dynamics 

Первая поддерживает определенные области дизайна, например, дизайн кузова, шасси или интерьера.

Другая оценивает дисциплинарные характеристики, такие как безопасность или аэродинамика.

Сравнение аэрокосмической и автомобильной промышленности

Различные методы метамоделирования были первоначально разработаны в аэрокосмической отрасли, но теперь они также вызвали интерес в других отраслях, таких как автомобильная промышленность. Однако существуют некоторые различия между аэрокосмической и автомобильной промышленностью, которые могут повлиять на то, какие методы являются подходящими и в какой степени они могут быть использованы.

Аэрокосмическая промышленность имеет длинные циклы производства и проектирования и производит немного, но очень дорогих продуктов по сравнению с автомобильной промышленностью. Кроме того, аэрокосмическая промышленность обычно имеет военную отрасль, которая в основном финансируется государством и в которой может быть больше времени и ресурсов для разработки новых процессов и методов. Развитие аэрокосмической отрасли строго регулируется стандартами и правилами, в то время как легковые автомобили разрабатываются с учетом ряда требований и ожиданий рынка в дополнение к законодательным требованиям. Количество крупных производителей автомобилей также больше, чем количество крупных производителей аэрокосмической техники.

Таким образом, логично, что некоторые методы и процессы разрабатываются в аэрокосмической отрасли, у которой могут быть в наличии время и ресурсы, и что эти методы впоследствии адаптируются и, возможно, даже более широко используются в автомобильной промышленности, которая постоянно находится в поиске улучшений из-за жесткой конкуренции.

Типичный автомобильный пример

Reference	Load-cases	Number of variables	Modelsize, elements x 1000	Metamodel	Optimization algorithm
Craig et al. (2002)	1 NVH 1 crash	7	~18 ~30	Polynomial	Gradient-based
Sobieszcanski-Sobieski et al. (2001)	2 NVH 1 crash	39	~68 ~120	Polynomial	Gradient-based
Yang et al. (2001)	2 NVH 3 crash	44	~68 ~100 – 120	Polynomial	Gradient-based
Kodiyalam et al. (2004)	2 NVH 4 crash	49	~68 ~100 – 120	Kriging	Gradient-based
Hoppe et al. (2005)	2 NVH 5 crash	96		None	Evolutionary
Duddeck (2008)	2 NVH 5 crash	136	~280 ~1100	None	Evolutionary
Sheldon et al. (2011)	1 NVH 6 crash	35		RBF net	Hybrid simulated annealing

Типичным примером применения оптимизации на основе метамоделей в автомобильной промышленности является минимизация массы кузова при ограничении ударпрочности и NVH (шум, вибрация и жесткость). В ранних работах использовалось лишь ограниченное количество проектных переменных и вариантов нагрузки вместе с полиномиальными метамоделями и алгоритмами оптимизации на основе градиента. Более новые примеры включают больше проектных переменных и вариантов нагрузки и используют более сложные метамоделли и расширенные алгоритмы оптимизации.

Еще пример

Строительство уникальных зданий и сооружений. ISSN 2304-6295. 2 (41). 2016. 118-132

Construction of Unique Buildings and Structures

Journal homepage: www.unistroy.spb.ru

Суррогатное моделирование в строительстве

М.Р. Гарифуллин¹, Е.А. Наумова², О.В. Жувак³, А.В. Барабаш⁴
Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого, 195251, Россия, г. Санкт-Петербург, Политехническая ул., 29.

Информация о статье	История	Ключевые слова
УДК 69.04	Подана в редакцию 1 февраля 2016	сооружение; суррогатная модель; критицизм; здание; аппроксимация; оптимизация строительных конструкций; стальная ферма;

АННОТАЦИЯ

Любое сооружение должно удовлетворять техническим требованиям и при этом быть оптимальным для расчета. Целью данного исследования является рассмотрение суррогатного моделирования как способа уменьшения трудозатрат при расчете системы, а также получения более точных результатов, не снижающих параметров надежности. В статье рассмотрены программные комплексы, позволяющие реализовать расчеты, приведены примеры использования суррогатного моделирования в различных отраслях и проанализирована оптимизация строительных конструкций, в частности, стальных ферм. Таким образом, суррогатное моделирование для строительства является новым и перспективным направлением, достойным более подробного изучения, открывающим широкие перспективы оптимизации различных строительных конструкций.

Содержание

1. Введение	119
2. Обзор литературы	119
3. Методы построения суррогатных моделей	119
4. Применение суррогатных моделей	120
5. Пример суррогатного моделирования	120
6. Суррогатное моделирование в строительстве	123
7. Заключение	125

На сегодняшний день ситуация в строительстве такова, что помимо требований прочности и жесткости к строительным конструкциям применяются также и очень жесткие требования экономичности. В условиях высокой конкуренции проектные решения, попадающие на строительный рынок, обязаны отвечать критериям рациональности и эффективности. В связи с этим особенно актуальной сегодня становится проблема оптимизации строительных конструкций.

Еще пример

УДК 51-7::519.65

DOI: 10.15350/17270529.2019.4.51

МЕТОДЫ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ В ЗАДАЧАХ МЕТАМОДЕЛИРОВАНИЯ ФИЗИКО-ХИМИЧЕСКИХ ПРОЦЕССОВ. ОБЗОР

БОЛКИСЕВ А. А.

Удмуртский федеральный исследовательский центр Уральского отделения РАН,
426067, г. Ижевск, ул. Т. Барамзиной, 34

АННОТАЦИЯ. В статье приведён обзор наиболее широко используемых методов метамоделирования с примерами их применения к задачам моделирования различных физико-химических процессов. Также дан обзор основных методов сокращения размерности пространств входных и выходных данных метамоделей, способов обхода проблем переобучения и локальных минимумов, интерпретации метамоделей.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: машинное обучение, метамоделирование, физико-химические процессы.

ВВЕДЕНИЕ

Расчёт физико-химических процессов по детальным математическим моделям, как правило, – чрезвычайно длительная и ресурсоёмкая задача. Это ограничивает как инженерную их применимость (для задач оптимизации конструкций, например), так и дальнейшее развитие научных исследований (связанных с использованием этих моделей для решения сопряжённых задач). В прошлом, конструирование компактной и вычислительно эффективной сокращённой модели было делом исследователя, требующим глубокого понимания механики процесса и достаточно длительного времени. В настоящее время, развитие методов машинного обучения позволяет переложить эту задачу на компьютер.

Метамоделирование – это построение «модели модели», компактной интерполяции результатов детальной модели процесса. Оно включает в себя четыре больших подзадачи: сокращения размерности пространств входных и выходных данных, выбора структуры метамоделей, её обучения и интерпретации результатов. В статье приведён обзор наиболее широко используемых методов решения всех четырёх подзадач.

Применение техник метамоделирования, не только даёт возможность проводить исследования в более широком диапазоне входных параметров с использованием меньшего количества вычислительных ресурсов, но и позволяет выявлять существенные факторы и особенности исследуемых процессов, направляя дальнейшие исследования в те области, где получение новых результатов, существенных для более глубокого понимания процессов, наиболее вероятно.

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Имеется набор экспериментальных, либо вычисленных по тяжёлой детальной математической модели, данных $\{(\hat{x}, \hat{y})\}$, где \hat{x} – вектор варьируемых (объясняющих) параметров, \hat{y} – соответствующих им наблюдаемых/рассчитываемых (объясняемых). Требуется построить такую функцию $y = y(\mathbf{a}, \mathbf{x})$, где \mathbf{a} – вектор свободных параметров, чтобы набор экспериментальных данных или детальная модель приближались наилучшим образом (в дальнейшем этот параметр будем для краткости опускать).

Так как каждый выходной параметр можно моделировать независимо, в дальнейшем вместо выходных векторов \hat{y} , y будем использовать выходной параметр \hat{y} , y .

Возникающие в физико-химических процессах зависимости между параметрами и характеристиками процесса часто носят нелинейный характер, а сами процессы могут раскладываться на подпроцессы в различающихся на порядки пространственных и временных масштабах. Это создаёт значительные трудности в исследовании полученных из

Еще пример

ISSN 2712-8873 Математические методы в технологиях и технике. 2021. № 12

УДК 621.316.726.078 DOI 10.52348/2712-8873_MMTT_2021_12_57

ОСОБЕННОСТИ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ ОПТИМИЗАЦИОННЫХ АЛГОРИТМОВ ANSYS WB ПРИ ПРОЕКТИРОВАНИИ ЛЕГКОВЕСНЫХ ДЕТАЛЕЙ

В.В. Напрасников¹, Ю.В. Полозков¹, Д.П. Кункевич¹, А.Н. Соловьев²

¹ Белорусский национальный технический университет, Беларусь, Минск, N.V.V@ntu.by
² Донской государственный технический университет, Россия, Ростов-на-Дону, solovievare@gmail.com

Аннотация. Приводится обзор и примеры использования оптимизационных алгоритмов ANSYS WB. Обоснован выбор пакета конечно-элементного моделирования для решения оптимизационной задачи. С использованием выбранного пакета разработана методика создания параметрических моделей геометрии легковесных деталей. Выполнены варианты расчетов, а также представлены результаты оптимизационных расчетов для разных алгоритмов.

Ключевые слова: оптимизационный алгоритм, легковесная деталь, автоматизация проектирования.

FEATURES OF USING ANSYS WB OPTIMIZATION ALGORITHMS WHEN DESIGNING LIGHTWEIGHT PARTS

V.V. Naprasnikov¹, Y.V. Polozkov¹, D.P. Kunkевич¹, A.N. Soloviev²

¹ Belarus National Technical University, Belarus, Minsk, N.V.V@ntu.by
² Don State Technical University, Russia, Rostov-On-Don, solovievare@gmail.com

Abstract. The article provides an overview and examples of the use of ANSYS WB optimization algorithms. The choice of the finite element modeling package for solving the optimization problem has been substantiated. Using the selected package, the methodology for creating parametric models of the geometry of lightweight parts has been developed. Variant calculations were performed. The results of optimization calculations for different algorithms are presented too.

Keywords: optimization algorithms, lightweight parts, design automation.

При создании легковесных деталей одной из задач является снижение материалоемкости изделия при сохранении прочности и жесткости [1 - 5]. Одним из путей достижения этой цели может быть использование оптимизационных алгоритмов ANSYS WB.

Общая постановка задачи многокритериальной минимизации. Многокритериальная оптимизация позволяет расчетным способом найти наиболее эффективное сочетание параметров изделия прежде, чем начинать изготовление опытных экземпляров.

Общая задача многокритериальной минимизации с m независимыми переменными, n целями, p ограничениями в виде неравенств и q ограничениями в виде равенств определяется соотношениями [4]:

$$\begin{cases} f(x) \rightarrow \min \\ g(x) \geq 0 \\ h(x) = 0 \end{cases}, \quad (1)$$

где $x = (x_1, \dots, x_m) \in X$; x – вектор решений (независимых переменных); X – пространство решений; $f(x) = [f_1(x), \dots, f_n(x)]$ – цели; $g(x) = [g_1(x), \dots, g_p(x)]$ – ограничения в виде неравенств; $h(x) = [h_1(x), \dots, h_q(x)]$ – ограничения в виде равенств.

Результатом многокритериальной оптимизации является Парето-оптимальное множество. Вектор решений $a \in X$ является Парето-оптимальным, если и только если не существует другого такого вектора решений $b \in X$, что выполняются условия (2):

$$\begin{cases} f_i(b) \leq f_i(a) \text{ для } \forall i \in \{1, \dots, n\}, \\ f_j(b) < f_j(a) \text{ хотя бы для одного } j \in \{1, \dots, n\}. \end{cases} \quad (2)$$

ISSN 2712-8873 Математические методы в технологиях и технике. 2021. № 12

В этом случае вектор решений $a \in X$ является доминирующим над вектором $b \in X$, это обозначается как $a > b$. При многокритериальной оптимизации не представляется возможным выбрать одно единственное решение, в котором были бы оптимизированы все цели сразу. Поэтому в процессе многокритериальной оптимизации выполняется поиск рационального (недоминируемого или Парето-оптимального) решения, которое позволит максимально приблизиться к приоритетным целям, насколько это возможно. Недоминируемое решение означает, что улучшение некоторой цели достигается на основе ухудшения другой. Недоминируемые решения обозначаются как $a < > b$.

Задача многокритериальной оптимизации является задачей нахождения глобального Парето-оптимального множества решений. На сегодняшний день известен ряд методов многокритериальной оптимизации, опирающихся на нелинейное программирование, генетические алгоритмы и т. д.

Методы оптимизации в ANSYS Workbench. В среде ANSYS Workbench также существуют средства для проведения оптимизации конструкций – модуль DesignXplorer. Отличительной особенностью работы модуля DesignXplorer в среде ANSYS Workbench является возможность в качестве входных управляемых переменных, использовать параметрические размеры из CAD систем, если решатель ANSYS в расчетном модуле DesignSimulation или CFD решатель ANSYS CFX работает с геометрической моделью CAD системы в режиме двухсторонней ассоциативной связи.

Если задача содержит большое число входных параметров или несколько целевых функций, провести оптимизацию в среде ANSYS Workbench можно с помощью дополнительно устанавливаемого модуля optiSLang. Поддерживая двухстороннюю ассоциативную связь с CAD системами, он позволяет проводить многокритериальную оптимизацию с учетом разброса значений входных управляемых переменных, используя генетические алгоритмы оптимизации, эволюционные стратегии и адаптивные методы.

Для оптимизации конструкции в модуле DesignXplorer расчетной среды ANSYS Workbench реализован ряд методов и алгоритмов [6]:

- Screening (ShiftedHammersleySamplingMethod) – смещенный метод Хаммерсли (скрининг, экранирование);
- MOGA (Multi-ObjectiveGeneticAlgorithm) – строго критерийный генетический алгоритм [15, 16];
- NLPQL (NonlinearProgrammingbyQuadraticLagrangian) – нелинейное программирование методом квадратичной функции Лагранжа [17];
- MISQP (Mixed-IntegerSequentialQuadraticProgramming) – частично-целочисленное последовательное квадратичное программирование [18];
- AdaptiveSingle-Objective – адаптивный однокритерийный алгоритм;
- AdaptiveMultiple-Objective – адаптивный многокритерийный алгоритм.

Основные характеристики методов и алгоритмов представлены в таблице 1.

Таблица 1. Основные характеристики методов и алгоритмов оптимизации

Метод	Один критерий	Много критериев	Локальный поиск	Глобальный поиск	Дискретные значения
Screening		X		X	X
NLPQL	X		X		
MISQP	X		X		X

Еще пример

УДК 621.438

ОПТИМИЗАЦИЯ ЛОБОВОГО КАНАЛА СИСТЕМЫ ОХЛАЖДЕНИЯ РАБОЧЕЙ ЛОПАТКИ ТУРБИНЫ ВЫСОКОГО ДАВЛЕНИЯ

© М. А. Федорова¹, А. Е. Ремизов¹, К. В. Виноградова²,
И. С. Добровольский², К. С. Жиринов¹, 2020

¹ ФГБОУ ВО «Рыбинский государственный авиационный технический университет имени П. А. Соловьева»

² ПАО «ОДК-Сатурн», г. Рыбинск

В настоящей работе представлены результаты оптимизации лобового канала системы охлаждения рабочей лопатки турбины высокого давления. В ходе решения параметрической задачи оптимизации получены качественные и количественные результаты (Парето). В результате работы выявлен оптимальный вариант геометрии, который имеет лучшие гидродинамические параметры по сравнению с исходным.

ОПТИМИЗАЦИЯ, СИСТЕМА ОХЛАЖДЕНИЯ, ЛОБОВОЙ КАНАЛ, ТУРБИНА, ВЫСКОМОДАЛЬНАЯ ГАЗОВАЯ ДИНАМИКА

OPTIMIZATION OF A COOLING SYSTEM'S FRONTAL CHANNEL OF A HIGH-PRESSURE TURBINE ROTOR BLADING

© M. A. Fedorova¹, A. E. Remizov¹, K. V. Vinogradova²,
I. S. Dobrovolskiy², K. S. Zhironov¹, 2020

¹ Federal State Financed Educational Institution of Higher Education «P. A. Solov'yev Rybinsk State Aviation Technical University»

² PAO «ODK-Saturn», Rybinsk

The present paper introduces results of optimization of a cooling system's frontal channel of a high-pressure turbine rotor blading. A number of uninterpretable decisions has been obtained in the solving process of the mentioned multicriteria problem (Pareto), as a result of research there was identified an optimal geometry version with better gas-dynamic properties if compared to initial ones.

OPTIMIZATION, COOLING SYSTEM, FRONTAL CHANNEL, TURBINE, COMPUTING GAS DYNAMICS

Введение

Определяющей тенденцией в развитии ГТД является непрерывный рост температуры газа перед турбиной и степени сжатия воздуха в компрессоре. Рост данных параметров обеспечивается, главным образом, применением все более интенсивного и эффективного воздушного охлаждения теплонапряженных элементов двигателя. Прежде всего, такими элементами являются рабочие лопатки турбины.

Одним из способов снижения энергетических затрат на функционирование систем охлаждения двигателя служит увеличение коэффициента охлаждения. Поэтому поиск и освоение способов интенсификации теплообмена в воздушных каналах двигателя, сохранения потери энергии, стало актуальной в турбостроении задачей.

Турбина является одним из важнейших элементов ГТД, а ее параметры во многом определяют

коэффициент полезности двигателя. Аэродинамическое проектирование позволяет, в меру развития науки, техники и суперкомпьютерных технологий, минимизировать сложнейшие физические процессы, снижая затраты на разработку ГТД и уменьшая время создания двигателя.

Описание проблемы и постановка задачи

Традиционный подход к проектированию системы охлаждения лопатки включает в себя несколько основных этапов: проведение равномерного расчета с определенными основными геометрическими характеристиками, 3D гидравлический расчет и определение гидродинамических характеристик с корреляционной моделью, 3D расчет сопряженного теплообмена с определенным тепловым состоянием и внедрение мероприятий по улучшению. Разные этапы проектирования часто сопровождаются большим числом ручных операций. Кроме того, большую

часть времени на проектирование (порядка 70 %) занимают расчетно-исследовательские работы по оценке и поиску путей повышения гидродинамических, гидравлических, тепловых и прочностных характеристик ГТД.

На данный момент в авиадвигателестроении в распоряжении ученых и инженеров имеется большое количество расчетных моделей двигателя и его элементов с разным уровнем сложности. При разработке новых образцов техники с использованием существующих расчетных моделей постоянно возникает потребность в новых математических методах поиска наиболее эффективных решений.

На сегодняшний день область численных методов оптимизации является одной из самых динамичных и быстро развивающихся областей современной науки. Отличительной чертой в этой области является то, что вместе с разработкой новых фундаментальных подходов к решению задач оптимизации различных классов создается большое количество методов, ориентированных на решение конкретных проблем. Важным этапом решения задачи оптимизации, является разработка оптимизационной модели исследуемого объекта. Постановка задачи предусматривает выполнение определенных процедур: выбор критерия оптимизации, определение ограничений, выбор варьируемых параметров и определение диапазона их изменения, параметризация объекта исследования. Подготовка расчетной модели является основным и определяющим этапом для создания оптимизаци-

онного проекта. Грамотная постановка задачи позволяет получить результат, который будет иметь практическую ценность и может быть легко реализован на практике. Время решения оптимизационной задачи зависит от геометрии расчетной модели и ее параметризации.

Целью данной работы является оптимизация лобового канала охлаждения рабочей лопатки турбины высокого давления.

В данной статье представлена возможность интеграции метода расчета гидродинамических параметров канала в ANSYS CFX и метода оптимизации в модуле Design Exploration на базе платформы ANSYS Workbench, позволяющего получать результаты при существовании сопряжения временных затрат.

Объект исследования

В качестве объекта исследования был выбран лобовой канал системы охлаждения рабочей лопатки турбины высокого давления. В ходе работы изменялись геометрические параметры профиля канала (рис. 1). Было выбрано 4 параметра ребра: высота (h), толщина (b), шаг (s) и угол наклона (angle).

Параметризация выполнена в Siemens NX. Для оптимизации системы охлаждения выбраны параметры с границами, представленными в табл. 1. Для первичной проверки сочетания параметров в Siemens NX были построены максимальные и минимальные значения параметров.



Рис. 1. Геометрические параметры лобового канала

Границы варьируемых параметров			
Номер параметра	Наименование параметра	Наименование параметра в ANSYS Workbench	Граничные параметры
P1	Угол наклона ребра к направлению оси канала	angle_reb	23; 60°
P2	Толщина ребра	b_reb	0,5; 2,5
P3	Шаг ребра	s_reb	0,5; 2,0
P4	Высота ребра	h_reb	0,5; 1,35

Таблица 1

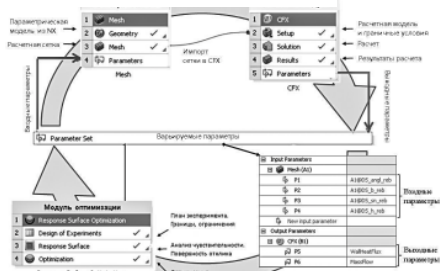


Рис. 2. Цикл оптимизации

Цикл начинается с создания проекта в ANSYS Workbench. Предварительно подготовленная параметрическая модель в Siemens NX интегрируется в ANSYS Workbench, при этом импортируются геометрические параметры, которые в дальнейшем будут варьированы. Далее в ANSYS Meshing на основании 3D модели строится расчетная сетка, и задается ее настройки, которые будут автоматически применяться к каждой новой модели в цикле оптимизации. Здесь же задается регион, для которых будут назначены граничные условия.

Далее добавляется следующий модуль – расчет. В ANSYS CFX-Pre из ANSYS Meshing

ито потока и расхода воздуха и оптимизации.

Цели оптимизации

Тем оптимизации и оптимизации как одной платформы ANSYS интегрированная среда, позволяющая объединять компоненты и интегрироваться. В данной работе гибрированной связью: Siemens Meshing (сеткообразование), начальных условий), CFX Solver, CFX Post (обработка результатов), в ANSYS Workbench. Для работы с параметрическим анализом оптимизационной связью представлена на рис. 2.

«Parameter Set». Связь между модулями настраивается «вручную» один раз, после этого цикл становится полностью автоматизированным, т. е. ANSYS Workbench сохраняет все связи между модулями и блоками. При изменении значений геометрических параметров происходит автоматическое прохождение цикла: перестраивается сетка, применяется граничные условия, проводится расчет и определяются результаты.

Для настройки оптимизационного расчета в ANSYS Workbench существует отдельный модуль – Response Surface Optimization. В нем задаются настройки для последующих шагов: задается границы геометрических/варьируемых параметров, возможные ограничения для каких-либо характеристик, целевая функция. Для проведения предварительного анализа постановки задачи в данном модуле составляется начальный план эксперимента, строится поверхность отклика и оценивается влияние входных параметров на выходные. Методом плана эксперимента (Design Of Experiment) выбран Latin Hypercube Sampling Design.

Далее проводится сама оптимизация по необходимому критерию (максимизация/минимизация каких-либо параметров). В данной задаче

методом оптимизации был выбран метод Screening. Число итераций 1000.

Результатом решения однокритериальной задачи оптимизации является одна точка. Результатом решения многокритериальной задачи оптимизации является множество неудачных решений (множество Pareto). В зависимости от задачи можно запросить от одного до нескольких кандидатов из множества.

Анализ результатов оптимизации

В соответствии с постановкой начального плана эксперимента было рассчитано 25 вариантов сочетаний геометрических параметров ребер (расчетных точек), и соответственно, для каждой точки получены выходные параметры. Для анализа полученных результатов настроены поверхности отклика для различных параметров. Такие поверхности позволяют посмотреть отклик системы на изменение геометрических параметров. Так, например, из рис. 3 видно, что увеличение шага ребра (s_reb) и уменьшение высоты ребра (h_reb) приводит к усилению теплового потока (Wall Heat Flux).

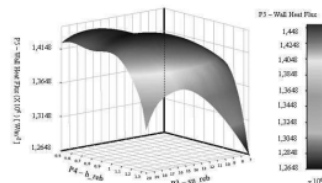


Рис. 3. Влияние высоты ребра (h_reb) и шага ребра (s_reb) на тепловой поток (Wall Heat Flux)

Также выполнен анализ чувствительности. Построена матрица (рис. 4), которая показывает чувствительность выходного параметра от варьируемых переменных. Верхняя и нижняя границы является черным швом (значения шкалы +1 и -1), они соответствуют высокому влиянию входных параметров на выходные. Средние значения шкалы близки к нулю, т. е. большой швом соответствует низкому влиянию. Из матрицы видно, что толщина (P2) и высота (P4) ребра оказывают очень низкое влияние на расход воздуха (P6), но оказывают су-

щественное влияние на тепловой поток (P5). В итоге были отложены все параметры, т. е. высота и толщина влияют на тепловой поток.

Результатом решения многокритериальной задачи оптимизации является множество неудачных решений (множество Pareto), рис. 5. Все точки данного множества соответствуют вариантам геометрии, которая имеет лучшие гидродинамические параметры по сравнению с исходной. Для данной задачи целью было найти одно принципиальное решение (точка отмечена на рис. 5).

Еще пример

UDC 517.977

С. В. КРАСНОВСКАЯ, В. В. НАПРАСНИКОВ

ОБЗОР ВОЗМОЖНОСТЕЙ ОПТИМИЗАЦИОННЫХ АЛГОРИТМОВ ПРИ МОДЕЛИРОВАНИИ КОНСТРУКЦИЙ КОМПРЕССОРНО-КОНДЕНСАТОРНЫХ АГРЕГАТОВ МЕТОДОМ КОНЕЧНЫХ ЭЛЕМЕНТОВ

Белорусский национальный технический университет, Минск, Беларусь,
e-mail: n_v_v@ntu.by

Рассматривается задача многокритериальной оптимизации рамы компрессорно-конденсаторного агрегата. Дается краткий обзор методов и алгоритмов многокритериальной оптимизации. Приводится пример использования генетического алгоритма для поиска рациональных параметров рамы агрегата.

Ключевые слова: многокритериальная оптимизация, многокритериальный генетический алгоритм MOGA, модуль DesignXplorer, компрессорно-конденсаторный агрегат.

S. V. KRASNOVSKAYA, V. V. NAPRASNIKOV

OVERVIEW OF OPTIMIZATION ALGORITHMS AT FINITE ELEMENTS MODELING OF CONDENSING UNITS DESIGN

Belarussian National Technical University, Minsk, Belarus, email: n_v_v@ntu.by

A multiobjective optimization problem of a condensing unit frame is considered. Abstract of multiobjective optimization methods and algorithms is given. The article provides an example of genetic algorithm usage for seeking optimal parameters of the unit frame.

Keywords: multiobjective optimization, multiobjective genetic algorithm MOGA, DesignXplorer, condensing unit.

Введение При решении инженерных задач возникает необходимость многокритериальной оптимизации для исследования возможных улучшений объекта проблемы. Многие инженерные задачи характеризуются NP-сложностью, потому в большинстве случаев основным критерием эффективности их решения является быстрое вычисление приближенных решений, что возможно за счет использования эволюционных вычислительных методов и алгоритмов.

Эволюционные методы в отличие от точных методов математического программирования позволяют находить близкие к оптимальным решения за приемлемое время, в отличие от других эвристических методов оптимизации характеризуются меньшей зависимостью от особенностей приложения и в большинстве случаев обеспечивают лучшую степень приближения к оптимальному решению. Эволюционные методы базируются на коллективном обучаемом процессе внутри популяции индивидуумов, каждый из которых представляет собой поисковую точку в пространстве допустимых решений данной задачи.

Важнейшим частным случаем эволюционных методов являются генетические методы и алгоритмы. Генетические алгоритмы (ГА) основаны на поиске лучших решений с помощью наследования и усиления полезных свойств множества объектов определенного приложения в процессе имитации их эволюции [1–3].

Общая постановка задачи многокритериальной минимизации. Многокритериальная оптимизация позволяет расчетным путем найти наиболее эффективное сочетание параметров изделия прежде, чем изготавливать опытные экземпляры.

Общая задача многокритериальной минимизации с m независимыми переменными, n целями, p ограничениями в виде неравенств и q ограничениями в виде равенств имеет вид

© Красновская С. В., Напрасников В. В., 2016

92

$$\begin{cases} f(x) \rightarrow \min, \\ g(x) \geq 0, \\ h(x) = 0, \end{cases} \quad (1)$$

где $x = (x_1, \dots, x_m) \in X$, x – вектор решений (независимых переменных), X – пространство параметров, $f(x)^j = [f_1(x), \dots, f_n(x)]$ – цели, $g(x)^j = [g_1(x), \dots, g_p(x)]$ – ограничения в виде неравенств, $h(x)^j = [h_1(x), \dots, h_q(x)]$ – ограничения в виде равенств.

Результатом многокритериальной оптимизации является оптимальное по Парето множество. Вектор решений $a \in X$ является оптимальным по Парето, если и только если не существует другого такого вектора решений $b \in X$, что выполняются условия

$$\begin{cases} \forall i \in \{1, \dots, n\}, f_i(b) \leq f_i(a), \\ \exists j \in \{1, \dots, n\}, f_j(b) < f_j(a). \end{cases} \quad (2)$$

В этом случае вектор решений $a \in X$ является доминирующим над вектором $b \in X$, это обозначается как $a > b$. При многокритериальной оптимизации не представляется возможным выбрать одно единственное решение, в котором были бы оптимизированы все цели сразу. Поэтому в ходе многокритериальной оптимизации ищется рациональное (недоминируемое или оптимальное по Парето) решение, позволяющее максимально приблизиться к приоритетным целям. Недо-

Габариты компрессорно-конденсаторного агрегата жестко ограничены. В качестве оптимизируемых параметров были взяты геометрические размеры упоров рамы, толщины ее лонжеронов и поперечины. При ограничении размеров необходимо было исключить нарушение целостности геометрической модели. Функциональным ограничением являлся предел текучести материала рамы. Эквивалентные напряжения рассчитывались для статически нагруженной конструкции в режиме простоя. Для проведения многокритериальной оптимизации задавалось два критерия оптимальности: масса конструкции и коэффициент запаса прочности конструкции. Требовалось минимизировать массу конструкции при максимальной рабочей нагрузке и максимизировать коэффициент запаса прочности конструкции.

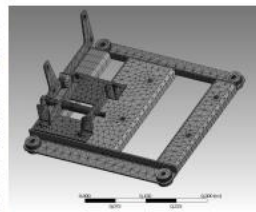


Рис. 2. Упрощенная конечно-элементная модель рамы и агрегата в виде приращенных масс

Параметрическая модель рамы компрессорно-конденсаторного агрегата строилась посредством модуля **DesignModeler** расчетной среды **ANSYS Workbench 14.0**, чтобы избежать возможных конфликтов при передаче оптимизируемых параметров из других CAD-сред.

При оценке чувствительности оптимизируемых параметров была построена диаграмма, отображающая влияние входных параметров на выходные параметры (рис. 4). Масса конструкции главным образом реагирует на изменения толщины средней поперечины, правого и левого упоров, а эквивалентные напряжения в конструкции – на изменения толщины и ширины левого и правого упоров.

При исследовании возможных улучшений в конструкции компрессорно-конденсаторного агрегата использовался многокритериальный генетический алгоритм **MOGA**, встроенный в модуль **DesignXplorer**. Число индивидов начальной популяции 100, число индивидов за итерацию 100. Для надежности полученных результатов данным алгоритмом также выполнялась оптимизация смешанным методом Хаммерсли, число индивидов 10000.

Для представления результатов среди параметров оптимизации были выбраны толщины левого упора и правого упора рамы, ширина среднего лонжерона и крайнего лонжерона под двигателем, толщина крайнего лонжерона. Результаты оптимизации представлены в табл. 4. При однокритериальной оптимизации по критерию минимума массы наилучшим является вариант с параметрами во второй строке таблицы. В этом случае масса конструкции снижается на 18,5% при уменьшении значения коэффициента запаса прочности материала по сравнению с исходным вариантом.

В случае многокритериальной оптимизации, когда вторым критерием является коэффициент запаса прочности, алгоритм **MOGA** в модуле **DesignXplorer** предоставляет пользователю несколько наилучших кандидатов среди конечного множества решений по Парето. Из этого набора

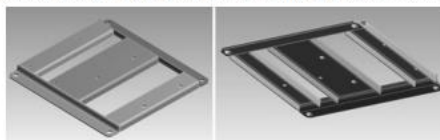


Рис. 3. Вид рамы без дополнительных элементов

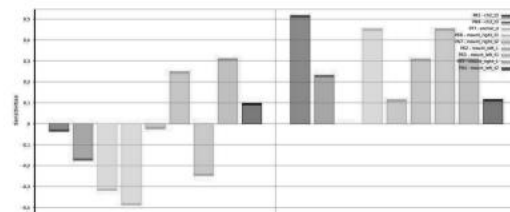


Рис. 4. Диаграмма чувствительности оптимизируемых параметров

Таблица 4. Результаты оптимизации рамы

Вариант конструкции	P1	P2	P3	P4	P5	M	n
Исходный вариант	0,005	0,005	0,005	0,005	0,05	8,57	18,55
Вариант с минимальной массой	0,003027	0,003014	0,003015	0,003006	0,04505	6,98	27,42
Лучший кандидат (MOGA)	0,00300	0,00302	0,00301	0,003	0,0451	7,47	15,92
Лучший кандидат (Хаммерсли)	0,00356	0,003085	0,00358	0,0048	0,0546	7,85	16,66

Примечание. P1 – толщина левого упора, м; P2 – толщина правого упора, м; P3 – толщина среднего лонжерона, м; P4 – толщина крайнего лонжерона над генератором, м; P5 – ширина правого упора, м; M – масса конструкции рамы, кг; n – эквивалентное максимальное напряжение по Мизесу, МПа.

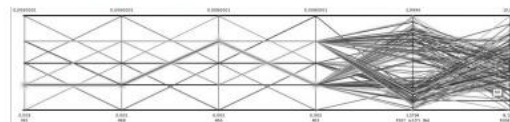


Рис. 5. Схема корреляции параметров оптимизации

выбирался один вектор решения с учетом приоритета критерия массы. Данный вариант, представленный в третьей строке табл. 4, позволяет уменьшить массу на 9,6%, а коэффициент запаса прочности – увеличить на 16,8% по сравнению с исходным вариантом.

На базе построенного множества проектных решений создана схема корреляции параметров (рис. 5). Каждое проектное решение представлено ломаной линией, вершины которой находятся в точках пересечения с вертикалями, отвечающими следующим параметрам: толщина средней поперечины, толщина крайней поперечины, толщина правого упора, толщина левого упора, напряжение по Мизесу, масса конструкции. Минимальные и максимальные значения параметров лежат на горизонтальных нижней и верхней линиях соответственно.

Заключение. Исследование возможных улучшений модели поможет снизить затраты на разработку и изготовление конструкции без потери качества, сократить сроки практического испытания.

Для решения многокритериальных задач выполнен краткий обзор методов и алгоритмов оптимизации. Один из наиболее эффективных алгоритмов многокритериальной оптимизации

Еще пример

80

ОПТИЧЕСКИЙ ЖУРНАЛ. 2022. Том 89. № 2. С. 80–86

Научная статья

Оптический журнал

Оптическое материаловедение и технология

DOI: 10.17586/1023-5086-2022-89-02-80-86

УДК 621.791.78

Оптимизация двухлучевого лазерного расклевывания силикатного стекла

Юрий Валерьевич Никитюк¹, Анатолий Николаевич Сердюков², Игорь Юрьевич Аушев³

¹Гомельский государственный университет им. Ф. Скорины, Гомель, Беларусь
²Университет гражданской защиты МЧС Республики Беларусь, Минск, Беларусь
1nikitjuk@gsu.by Scopus ID: 6507883018 <http://orcid.org/0000-0002-4405-644X>
2serdyukov@gsu.by Scopus ID: 6701524916 <http://orcid.org/0000-0002-8068-4224>
3a@lucp.by <http://orcid.org/0000-0003-4425-2085>

Адрес для связи: Никитюк Юрий Валерьевич nikitjuk@gsu.by

Аннотация

Принят исследование. В работе на основании численного моделирования определены значения технологических параметров, обеспечивающие эффективное двухлучевое лазерное расклевывание силикатных стекол. Метод. Осуществлена многокритериальная оптимизация двухлучевого лазерного расклевывания силикатных пластин с использованием генетического алгоритма MOGA, встроенного в модуль DesignXplorer программы ANSYS Workbench. Основные результаты. Расчет температур и термоупругих напряжений выполнялся методом конечных элементов в квазиэстатической постановке в рамках нелинейной задачи термоупругости с использованием языка программирования APDL. С использованием градиентированного варианта центрального композиционного плана эксперимента была получена регрессионная модель двухлучевой режки стекла. В качестве варьируемых факторов использовались скорость обработки, мощность лазера с длиной волны излучения 10,6 мкм, радиус пятна излучения пучка с длиной волны излучения 1,06 мкм, мощность лазера с длиной волны излучения 1,06 мкм, радиус пятна излучения пучка с длиной волны излучения 1,06 мкм. В качестве откликов использовались максимальная температура и напряжения растяжения в зоне лазерной обработки. Проведена проверка регрессионной модели на тестовом наборе данных. Полученные результаты позволяют сделать вывод о наличии необходимого соответствия регрессионной модели данным конечно-элементного анализа. Выполнена оценка влияния технологических параметров обработки на максимальные значения температуры и напряжений растяжения в зоне лазерной обработки. Установлено, что на максимальные температуры наибольшее воздействие оказывают скорость обработки и параметры лазерного пучка с длиной волны излучения 10,6 мкм, а на максимальные напряжения растяжения существенное влияние оказывают все варьируемые факторы. Оптимизация двухлучевого лазерного расклевывания стекла выполнялась для двух вариантов постановки задачи: по критерию максимума растягивающих напряжений и по критерию максимума растягивающих напряжений и максимума скорости обработки. Проведено сравнение параметров, полученных в результате оптимизации, и параметров, полученных в результате конечно-элементного моделирования. Максимальная относительная погрешность результатов, полученных при использовании алгоритма MOGA, не превысила 5% при определении максимальных температур и 9% при определении максимальных термоупругих напряжений в зоне лазерной обработки. Практическая значимость. В результате моделирования установлены параметры обработки, использование которых на практике обеспечит значительное повышение производительности и надежности двухлучевой лазерной режки.

Ключевые слова: лазерное расклевывание, силикатная пластина, оптимизация, MOGA, ANSYS.

Ссылка для цитирования: Никитюк Ю.В., Сердюков А.Н., Аушев И.Ю. Оптимизация двухлучевого лазерного расклевывания силикатного стекла // Оптический журнал. 2022. Т. 89. № 2. С. 80–86. DOI: 10.17586/1023-5086-2022-89-02-80-86

Key OCTS: 350.3390.

МАТЕРИАЛОВЕДЕНИЕ

17

УДК 621.791.725

ОПТИМИЗАЦИЯ ПАРАМЕТРОВ ОБРАБОТКИ СТАЛИ 12X18H9T КРУГЛЫМИ ЛАЗЕРНЫМИ ПУЧКАМИ

Ю. В. НИКИТЮК, Г. А. БАЕВИЧ, В. Н. МЫШКОВЕЦ,

А. В. МАКСИМЕНКО

Учреждение образования «Гомельский государственный университет имени Франциска Скорины», Республика Беларусь

И. Ю. АУШЕВ

Государственное учреждение образования «Университет гражданской защиты Министерства чрезвычайных ситуаций Республики Беларусь», г. Минск

Выполнена оптимизация лазерной обработки стали 12X18H9T с использованием генетического алгоритма MOGA, встроенного в модуль DesignXplorer программы ANSYS Workbench. Расчет температурных полей выполнялся методом конечных элементов с учетом зависимости теплофизических свойств материала от температуры в программе ANSYS Workbench. С использованием градиентированного варианта центрального композиционного плана эксперимента была получена регрессионная модель лазерной обработки стали 12X18H9T. В качестве варьируемых факторов использовались плотность мощности лазерного излучения, диаметр лазерного пучка и длительность импульсов лазерного излучения. В качестве откликов использовались максимальные температуры в зоне обработки и глубины проплавления материала. Выполнена оценка влияния параметров обработки на максимальные значения температуры и глубины проплавления материала в зоне лазерного воздействия. Установлено, что на максимальные температуры и глубины проплавления материала наибольшее воздействие оказывает плотность мощности лазерного излучения. Оптимизация лазерной обработки стали 12X18H9T выполнялась при задании предельных значений максимальной температуры в зоне обработки для трех вариантов минимальной глубины проплавления. Проведено сравнение параметров, полученных в результате оптимизации, и параметров, полученных в результате конечно-элементного моделирования. Максимальная относительная погрешность результатов, полученных при использовании алгоритма MOGA, не превысила 8% при определении максимальных температур и 10% при определении максимальных глубин проплавления.

Ключевые слова: лазерная обработка, оптимизация, MOGA, ANSYS.

OPTIMIZATION OF STEEL PROCESSING PARAMETERS 12KH18H9T ROUND LASER BEAMS

Y. V. NIKITYUK, G. A. BAEVICH, V. N. MYSHKOVETS,

A. V. MAKSIMENKO

Educational Institution "Francysk Skaryna Gomel State University", the Republic of Belarus

I. Y. AUSHEV

University of Civil Protection of the Ministry for Emergency Situations of the Republic of Belarus, Minsk

Laser processing of 12X18H9T steel was optimized using the MOGA genetic algorithm built into the DesignXplorer module of the ANSYS Workbench program. The temperature fields were calculated

18

ВЕСТНИК ГИТУ ИМ. П. О. СУХОГО № 2 • 2022

by finite element method taking into account the dependence of thermophysical properties of the material on the temperature in the ANSYS Workbench program. Using a face-centered version of the central compositional design of the experiment, a regression model of laser processing of 12X18H9T steel was obtained. Power density of laser radiation, diameter of laser beam and duration of laser radiation pulses were used as variable factors. As responses, the maximum temperatures in the treatment zone and the depth of penetration of the material were used. The effect of the treatment parameters on the maximum values of the temperature and penetration depth of the material in the laser impact zone was evaluated. It was found that the maximum temperatures and depths of penetration of the material are most affected by the power density of laser radiation. Optimization of laser processing of steel was 12X18H9T performed when setting maximum temperature limits in the treatment area for three variants of minimum penetration depth. Parameters obtained as a result of optimization and parameters obtained as a result of finite element modeling were compared. The maximum relative error of the results obtained using the MOGA algorithm did not exceed 8% in determining the maximum temperatures and 10% in determining the maximum penetration depths.

Keywords: laser processing, optimization, MOGA, ANSYS.

Введение

В настоящее время широко применяется лазерная обработка материалов, при этом использование лазерного излучения более эффективно по сравнению с применением других высокоэнергетических источников энергии. Лазерная обработка обеспечивает локальность физических процессов, протекающих в зоне термического влияния при сохранении физико-механических свойств исходного материала и отсутствии значительных деформаций и напряжений в зоне воздействия [1].

Значительное повышение эффективности применения лазерных технологий может быть обеспечено за счет оптимизации соответствующих технологических параметров. Примеры реализации оптимизации параметров лазерной обработки с использованием, в том числе генетических алгоритмов, приведены в работах [2]–[4]. Генетические алгоритмы обеспечивают поиск лучших решений при помощи наследования и усиления полезных свойств множества объектов в процессе имитации естественного отбора [5]. [6]. Одним из эффективных генетических алгоритмов является алгоритм MOGA (Multi-Objective Genetic Algorithm) [7].

Температурное поле, формируемое в материале при воздействии лазерного излучения, является основной характеристикой, определение которой обеспечивает возможность оптимизации параметров лазерной обработки. В настоящее время при моделировании процессов лазерной обработки для расчета температурных полей широко применяется комплекс конечно-элементного анализа ANSYS [3], [4], [8]–[11].

В данной работе выполнена оптимизация параметров обработки стали 12X18H9T круглыми лазерными пучками с использованием генетического алгоритма MOGA модуля DesignXplorer программы ANSYS Workbench.

Определение оптимальных параметров лазерной обработки стали 12X18H9T

Для определения поля температур было выполнено моделирование с использованием программы конечно-элементного анализа ANSYS Workbench [12]. Расчеты проводились для пластин с геометрическими размерами 2 × 2 × 0,5 мм. При моделировании была сформирована конечно-элементная модель, состоящая из 2120 элементов Solid 90 и 10182 узлов. При создании модели были учтены температурные зависимости теплофизических свойств стали 12X18H9T [13]. Зависимость теплового потока от времени задавалась в виде импульсов прямоугольной формы.

Верификация конечно-элементной модели была выполнена с использованием экспериментальных данных, полученных с применением импульсного YAG:Nd³⁺-лазера, работающего в режиме свободной генерации, и тепловизора ИТ-3СМ. При этом относительная ошибка при определении максимальных температур на поверхности образца не превысила 5% [11].