

МЕТОД ПРЕЦЕДЕНТНОГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СВОЙСТВ ЧАСТЕЙ ИЗДЕЛИЙ АВИАЦИОННОЙ ТЕХНИКИ

М. Ф. Моргунов 

Московский авиационный институт (национальный исследовательский университет),
Россия, 125993, г. Москва, Волоколамское шоссе, 4

 Mihailremix@yandex.ru

Неопределённость исходных данных и ограниченное число прецедентов существенно затрудняют прогнозирование свойств новых составных частей авиационной техники на ранних стадиях разработки. Цель работы — сформировать метод прецедентного прогнозирования, позволяющий оценивать свойства проектируемой части изделия в условиях дефицита априорной информации и при нелинейной зависимости между условиями проектирования и целевыми параметрами.

Метод основан на представлении проектной ситуации в виде вектора условий (X) и вектора прогнозируемых свойств (Y), а также на использовании протокола наблюдений, сформированного по ранее разработанным аналогам. Для случая малого числа прецедентов предложена процедура многомерной линейной экстраполяции, основанная на построении подпространств условий и решений и на проектировании новой проектной ситуации на пространство известных аналогов. Для случая значительной выборки и нелинейной связи между входными и выходными параметрами предложена нейросетевая модель на основе самоорганизующейся карты Кохонена.

В работе формализованы условия применения обеих процедур, заданы их математические модели и определены принципы выбора структуры прогнозной сети. Практическая значимость результатов состоит в возможности использовать накопленные проектные прецеденты для предварительной оценки свойств изделия, сокращения числа проектных итераций и повышения обоснованности принимаемых конструкторских решений.

Ключевые слова: оптимизация, проектирование изделий, авиационная техника, многомерная линейная экстраполяция, многослойная нейронная сеть, аппроксимация, конструкторско-технологическая характеристика

Для цитирования: Моргунов М. Ф. Метод прецедентного прогнозирования свойств частей изделий авиационной техники. *Омский научный вестник*. 2026. № 2 (198). С. 64–70. <https://doi.org/10.25206/1813-8225-2026-198-64-70>. EDN: FDTKHA.



© Моргунов М. Ф., 2026.
Контент доступен под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 License.

PRECEDENT-BASED METHOD FOR PREDICTING THE FEATURES OF AVIATION COMPONENTS

M. F. Morgunov 

Moscow Aviation Institute (National Research University),
Volokolamskoye Rd., 4, Moscow, 125993, Russia

 Mihailremix@yandex.ru

The uncertainty of the initial data and the limited number of use cases significantly complicate the prediction of the features of new components of aviation technology in the early stages of development. The aim of the research is to form a method of precedent forecasting, which allow evaluating the features of the projected part of a product in conditions of a lack of a priori information and with a nonlinear relations between design conditions and target parameters.

The method is based on the representation of the design situation in the form of a vector of conditions (X) and a vector of predicted properties (Y), as well as on the use of an observation protocol based

on previously developed analogues. In case of a small number of precedents, the author proposes a multidimensional linear extrapolation procedure based on constructing subspaces of conditions and solutions and projecting a new design situation onto the space of known analogues. Moreover, in case of a significant sample and a nonlinear connection between input and output parameters, the author provides a neural network model based on a self-organizing Kohonen map.

The article formalizes the conditions for the application of both procedures, defines their mathematical models, and determines the principles for choosing the structure of the prognostic network. The practical significance of the results lies in the possibility of using accumulated design precedents for a preliminary assessment of product properties, reducing the number of design iterations and increasing the validity of design decisions.

Keywords: optimization, product design, aviation equipment, multidimensional linear extrapolation, multilayer neural network, approximation, design and technological features

For citation: Morgunov M. F. Precedent-based method for predicting the features of aviation components. *Omsk Scientific Bulletin*. 2026;2(198):64–70. <https://doi.org/10.25206/1813-8225-2026-198-64-70>. EDN: FDTKHA. (In Russ.).



© Morgunov M. F., 2026.
The content is available under a Creative Commons Attribution 4.0 License.

Введение

Современные изделия авиационной техники относятся к наиболее высокотехнологичным видам создаваемой техники. Стадия проектирования как начальная стадия жизненного цикла составной части и всего изделия авиационной техники строго регламентируется и по характеристикам создаваемых изделий, и по параметрам выполнения научно-исследовательских и опытно-конструкторских работ [1–5].

В настоящее время значительный объем работ опирается на опыт и знания проектировщиков, которым необходимо тратить много ресурсов на проверку нормализации моделей составных частей. Метод эвристического (экспертного) прогнозирования характеристик новых изделий оказывается достаточно надежным инструментом исследователя, конструктора, потому что он основан на способности человека принимать решение в обстановке дефицита информации. Именно в этой обстановке и проходит процесс проектирования образцов новой авиационной техники (особенно на стадии предварительного проектирования) [2, 3]. Ручная манипуляция значительно увеличивает циклы переделки и доработки конструкции изделия в целом. В связи с этим оптимизация технологического процесса проектирования, направленная на уменьшение вспомогательных технологических операций, обусловленных подгонкой и устранением несовершенства характеристик вновь создаваемых составных частей изделий авиационной техники, является актуальной научно-технической задачей авиационной отрасли [4].

Одним из направлений такой оптимизации является автоматизация и повышение достоверности прогнозирования технических характеристик проектируемых составных частей в составе изделий авиационной техники [5, 6]. Это можно реализовать на основе многомерной линейной экстраполяции целевых характеристик и современных методов прогнозирования, основанных на технологиях машинного обучения [6–9]. Данные направления дополняют друг друга, так как нейросетевые модели требуют представительной базы прецедентов, а линейная экстраполяция может применяться на ранней стадии проектирования при ограниченном объеме исходных данных. Современные цифровые

двойники и киберфизические производственные модели рассматриваются как средство связывания проектных данных, расчетов и накопленного опыта [10, 11].

Многомерная линейная экстраполяция

Поскольку речь идет о проектировании достаточно сложных систем, экстремальные задачи системного проектирования приходится решать в многомерном пространстве, где достоверность экспертных оценок быстро снижается. Классические методы поиска оптимальных решений при высокой размерности пространства признаков, нелинейности связей и высокой вычислительной стоимости расчетных моделей становятся трудоемкими и требуют применения суррогатных моделей, метамоделирования и методов многодисциплинарной оптимизации [7–9; 12–16]. Иногда трудоемкость создания адекватных моделей (если позволяет априорная информация) соизмеримы с трудоемкостью создания реальных образцов техники. Между тем во многих конкретных технических и физических задачах проявляется сильная локальная зависимость математических решений от изменения исходных величин и проектных ситуаций.

Близость решений имеет большое значение и может быть эффективно использована при решении задач прогнозирования (пространственной экстраполяции) характеристик создаваемых изделий в условиях информационной недостаточности. Под задачей пространственной экстраполяции подразумевается нахождение значения функции в точке, лежащей вне отрезка наблюдения, по ее значениям внутри этого отрезка в пространстве технических, конструкторских, экономических показателей и эксплуатационных характеристик нового образца техники.

Пусть эффективность составной части изделия (далее по тексту — Изделия) авиационной техники определяется скалярной функцией двух векторных аргументов $\mathbf{X}$ и $\mathbf{Y}$:

$$Q = Q(\mathbf{X}, \mathbf{Y}), \quad (1)$$

где $\mathbf{Y} = (y_1, y_1, \dots, y_m)^T$ — вектор оптимизируемых параметров (целевых свойств) Изделия, $\mathbf{X} = (v_1, v_1, \dots, v_g, z_1, z_1, \dots, z_p, t)^T$ — вектор g условий применения,

l конструкторско-технологических характеристик (КТХ) и время эксплуатации Изделия.

Прототипы рассматриваемого Изделия характеризуются конечным набором векторных значений $\mathbf{X}^i, i = \overline{1, k}$, полученных в результате проведения КТХ протокола наблюдений первого порядка. Данные векторные показатели отражают полную и достоверную информацию о технических характеристиках исследуемых образцов $\mathbf{Y}^i, i = \overline{1, k}$.

Восстановление неизвестных параметров векторной функции F_1 осуществляется через анализ конечного множества реализаций k , где векторный аргумент $\mathbf{X}$ соотносится с соответствующими значениями вектора $\mathbf{Y}$ согласно протоколу наблюдений Ω_1 .

Векторное пространство $\{\mathbf{X}\}$ представляет совокупность исследуемых направлений $\mathbf{X}^i, i = \overline{1, k}$, при этом оптимизационное множество $\{\mathbf{Y}\}$ характеризует параметрические величины согласно установленным методологическим принципам применения рассматриваемого подхода:

$$k < n + 1, \quad (2)$$

где $n = g + l + 1$ — размер вектора $\mathbf{X}$.

Протокол наблюдений Ω_1 представляется матрицей размером $k \times (g + l + m)$ вида

$$\Omega_1 = \begin{bmatrix} v_1^1, v_2^1, \dots, v_g^1, & z_1^1, z_2^1, \dots, z_l^1, & t^1, & y_1^1, y_2^1, \dots, y_m^1 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ v_1^k, v_2^k, \dots, v_g^k, & z_1^k, z_2^k, \dots, z_l^k, & t^k, & y_1^k, y_2^k, \dots, y_m^k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} [\mathbf{V}^1 \mathbf{Z}^1] & \mathbf{Y}^1 \\ \dots & \dots \\ [\mathbf{V}^k \mathbf{Z}^k] & \mathbf{Y}^k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{X}^1 & \mathbf{Y}^1 \\ \dots & \dots \\ \mathbf{X}^k & \mathbf{Y}^k \end{bmatrix}. \quad (3)$$

Векторные подпространства (гиперплоскости) $\{\mathbf{X}\}$ и $\{\mathbf{Y}\}$ описываются следующими математическими соотношениями:

$$\begin{aligned} \{\mathbf{X}\} &= \mathbf{X}^1 + \sum_{i=1}^{k-1} \lambda_i (\mathbf{X}^{i+1} - \mathbf{X}^1); \\ \{\mathbf{Y}\} &= \mathbf{Y}^1 + \sum_{i=1}^{k-1} \mu_i (\mathbf{Y}^{i+1} - \mathbf{Y}^1). \end{aligned} \quad (4)$$

Так как преобразование $\mathbf{X} \rightarrow \mathbf{Y}$ линейно, то

$$\lambda_i = \mu_i, \quad i = \overline{1, k-1}. \quad (5)$$

Задача восстановления функции F_1 характеризуется множественностью возможных решений, причём неоднозначность полученных результатов эффективно устраняется посредством применения специальной функции Φ , определяющей степень подобия условий проектирования через сопоставление скалярных значений парам $\mathbf{X}^1$ и $\mathbf{X}^2$:

$$\Phi(\mathbf{X}, \mathbf{X}') = \|\mathbf{X} - \mathbf{X}'\|^2. \quad (6)$$

В евклидовом пространстве линейные подпространства $\{\mathbf{X}\}$ содержат ортогональные проекции $\mathbf{X}'$ векторов условий. Нахождение параметров λ_i , определяющих минимальное расстояние между вектором и его проекцией, осуществляется посредством решения системы линейных уравнений с учетом заданной функции дистанции:

$$\frac{\partial \Phi}{\partial \lambda_i} = 0, \quad i = \overline{1, k-1} \quad (7)$$

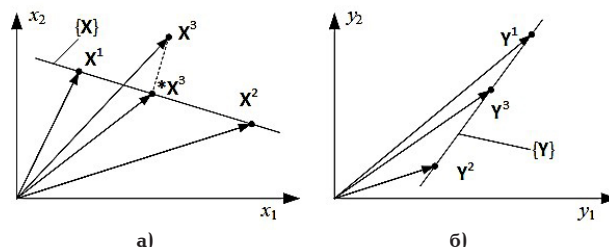


Рис. 1. Линейная экстраполяция по двум обучающим векторам: а) проекция новой проектной ситуации в пространстве условий $\mathbf{X}$; б) определение прогнозного вектора в пространстве свойств $\mathbf{Y}$

Fig. 1. Linear extrapolation based on two training vectors: а) projection of a new design situation in the condition space of $\mathbf{X}$; б) determination of the predicted vector in the condition space of $\mathbf{Y}$

В двумерной системе координат пространства проектных условий $\mathbf{X}$ (рис. 1а) рассматриваются две основные характеристики: угол обтекания потоком x_1 и параметр прочности x_2 . Двумерное пространство решений $\mathbf{Y}$ (рис. 1б) определяется безопасным ресурсом y_1 и долговечностью детали y_2 . Методика построения основывается на значениях векторов для существующих аналогов разрабатываемых изделий. Линейная взаимосвязь между известными ситуациями $\mathbf{X}^1$ и $\mathbf{X}^2$ формирует подпространство проектных ситуаций $\{\mathbf{X}'\}$, тогда как соединение точек $\mathbf{Y}^1$ и $\mathbf{Y}^2$ образует подпространство решений $\{\mathbf{Y}'\}$. Графическое представление данной зависимости отображено на рис. 1, где часть (а) демонстрирует пространство условий, а часть (б) — пространство решений.

При проецировании новой проектной ситуации $\mathbf{X}^3$ на подпространство ранее известных состояний $\mathbf{X}^1$ и $\mathbf{X}^2$ формируется перпендикулярная проекция $\mathbf{X}^3$, определяющая пропорциональное деление базового отрезка. Применение полученного коэффициента пропорциональности к сегменту $\mathbf{Y}^1 - \mathbf{Y}^2$ в пространстве решений $\{\mathbf{Y}'\}$ позволяет математически обоснованно установить координаты проектного решения $\mathbf{Y}^3$, соответствующего исходной ситуации $\mathbf{X}^3$.

Нейросетевая нелинейная экстраполяция

Используемые в качестве модели экстраполяции нейронные сети (НС) с самоорганизацией на основе конкуренции представляют собой класс искусственных НС, настраиваемых в соответствии с парадигмой соревновательного самообучения [10, 11].

Для НС такой архитектуры характерны два вида определяющих функций (рис. 2) [11, 12]:

1) функция расстояния между входным вектором $\mathbf{X}^k$ и вектором весовых коэффициентов $\mathbf{W}_i$ каждым i -м нейроном слоя Кохонена;

2) функция влияния, описывающая латеральное торможение: чем меньше значение функции расстояния, для которого функция 1 принимает минимальное значение, тем сильнее корректируются веса соседних нейронов слоя Кохонена.

Вместо аппроксимации функции $f: A^n \subset R^{m=3} \rightarrow R^4$, производящей отображение подмножества A n -мерного евклидова пространства в m -мерное евклидово пространство посредством предварительного обучения на примерах, самоорганизующаяся карта производит непрерывное топологическое отображение $f: B \subset R^{n=3} \rightarrow C \subset R^{m=3}$ посредством самоорганизации, вызванной обучающими векторами $\mathbf{u}$ в C , плотность вероятности которых $p(\mathbf{u})$ [10].

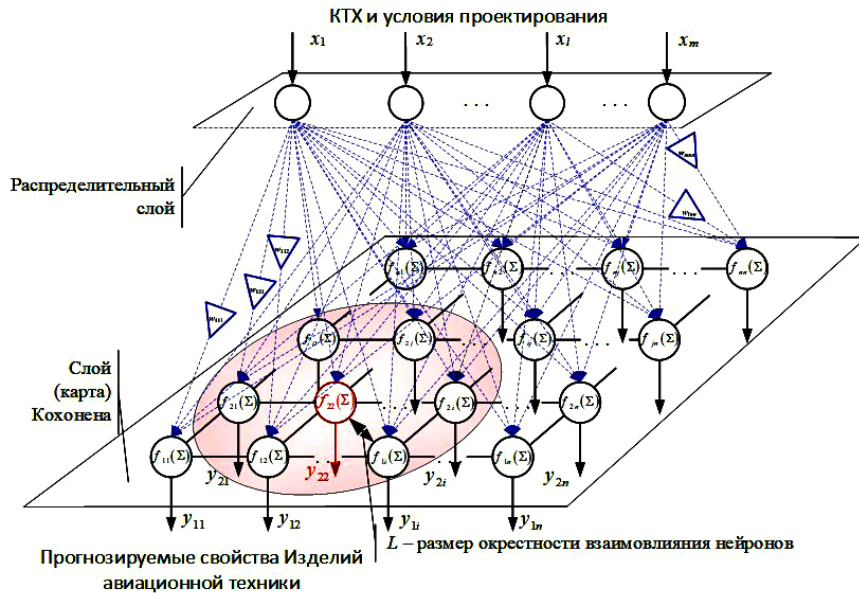


Рис. 2. Архитектура двумерной карты Кохонена в виде регулярной квадратной двумерной решетки

Fig. 2. Architecture of a two-dimensional Kohonen map represented as a regular square grid

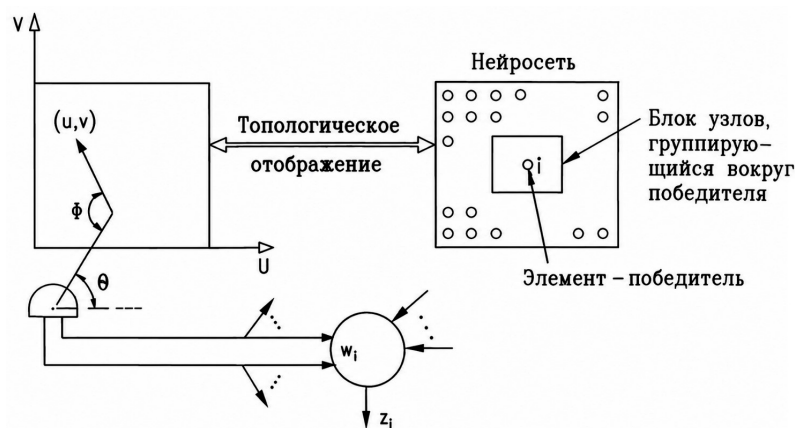


Рис. 3. Иллюстрация топологически непрерывного отображения массива параметров КТХ и условий проектирования в массив прогнозируемых характеристик Изделия (кластеров)

Fig. 3. Topologically continuous mapping of the set of design and technological features and design conditions into the set of predicted product features (clusters)

Каждый из N элементов сети Кохонена получает на вход угловые координаты, (φ, θ) точки пространства (U, V) , причем преобразование $(U, V) \rightarrow (\varphi, \theta)$ является нелинейным (рис. 3).

Каждый элемент сети имеет соответствующий входному вектору весовой вектор W_i , имеющий две компоненты. Кроме этого, элемент нейросети получает выходные сигналы других элементов сети, что используется при конкуренции для выявления узла-победителя.

Методология контроля и прогнозирования характеристик Изделия базируется на последовательном анализе информации, где размерность l определяет объединенный вектор технических параметров и проектных условий X , при этом количество k отражает накопленные прецеденты в протоколе наблюдений Ω_1 . Архив проектной документации содержит базу данных с результатами разработки аналогичных образцов, представленную в структурированном формате:

$$\Omega_1 = \begin{bmatrix} v_1^1, v_2^1, \dots, v_g^1, & z_1^1, z_2^1, \dots, z_l^1, & t^1, & y_1^1, y_2^1, \dots, y_m^1 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ v_1^k, v_2^k, \dots, v_g^k, & z_1^k, z_2^k, \dots, z_l^k, & t^k, & y_1^k, y_2^k, \dots, y_m^k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1^1, x_2^1, \dots, x_n^1, & y_1^1, y_2^1, \dots, y_m^1 \\ \dots & \dots \\ x_1^k, x_2^k, \dots, x_n^k, & y_1^k, y_2^k, \dots, y_m^k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X^1 & Y^1 \\ \dots & \dots \\ X^k & Y^k \end{bmatrix}, \quad (8)$$

где $Y = (y_1, y_2, \dots, y_m)^T$ — вектор характеристик прогнозируемых свойств изделия, рассчитанный за временной промежуток T , определяется набором k прецедентов из протокола наблюдений первого типа Ω_1 . Протокол наблюдений содержит ограниченное количество проектных условий; для которых точно определены значения $X^i = \{x_j^i\}$, $i = 1, k, j = 1, n$ векторов эксплуатационных характеристик. Распознавание прогнозных показателей нового изделия требует реализации комплексного анализа имею-

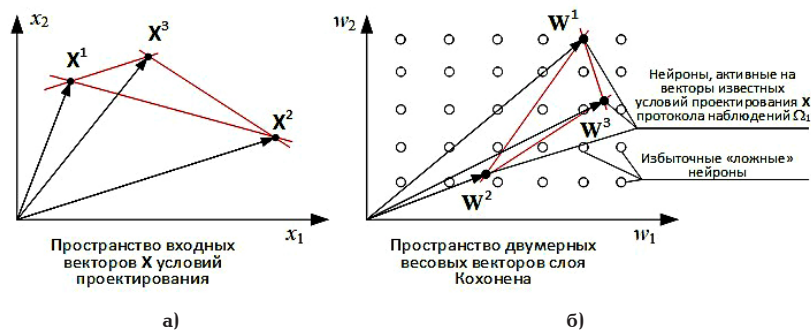


Рис. 4. Подобие топологии условий и результатов проектирования на плоскости:
а) пространство условий проектирования; б) пространство показателей качества спроектированной составной части изделия авиационной техники в слое Кохонена
Fig. 4. Topological similarity of design conditions and design results on a plane:
a) design-condition space; б) quality-indicator space of an aviation component in the Kohonen layer

щихся данных с учетом специфики эксплуатационных параметров $\mathbf{Y}^l = \{y_{ij}^l\}$, $i = 1, k$, $l = 1, m$.

Структурный и параметрический синтез распознающей модели F_2 осуществляется на основе анализа конечного множества k реализаций входного вектора $\mathbf{X}$ с соответствующими значениями вектора $\mathbf{Y}$ из протокола наблюдений Ω_1 , после чего выполняется прогностическая оценка новых векторных аргументов $\mathbf{X}^{k+1}$, не представленных в исходном протоколе при соблюдении заданного уровня точности прогнозирования.

Подход нелинейной нейросетевой экстраполяции содержит три этапа.

Этап 1. Структурный синтез прогнозной модели. Протокол наблюдений или массив прецедентов вида (8) представляет собой матрицу обучающей выборки вида «объект-признак», поэтому первым этапом метода является структурный синтез модели распознавания F_2 в соответствии с размерами входных-выходных векторов задачи контроля. Карта Кохонена содержит n распределительных нейронов во входном слое, по числу компонент вектора КТХ и условий применения проектирования $\mathbf{X}$. Число нейронов слоя Кохонена определяется исходя из следующих соображений. Для каждой компоненты вектора прогнозируемых эксплуатационных свойств $[y_1, y_2, \dots, y_m]^T$ существует интервал ее изменения:

$$\begin{bmatrix} y_1^{\min}, y_1^{\max} \\ y_2^{\min}, y_2^{\max} \\ \dots \\ y_m^{\min}, y_m^{\max} \end{bmatrix}^T. \quad (9)$$

Сформируем равномерную шкалу ξ_l , $l = \overline{1, m}$:

$$\begin{bmatrix} y_1^0, y_1^{\Delta_1}, y_1^{2\Delta_1}, y_1^{3\Delta_1}, \dots, y_1^{\xi_1\Delta_1} \\ y_2^0, y_2^{\Delta_2}, y_2^{2\Delta_2}, y_2^{3\Delta_2}, \dots, y_2^{\xi_2\Delta_2} \\ \dots \\ y_m^0, y_m^{\Delta_m}, y_m^{2\Delta_m}, y_m^{3\Delta_m}, \dots, y_m^{\xi_m\Delta_m} \end{bmatrix}^T. \quad (10)$$

Каждому из полученных дискретных значений $y_j^{i\Delta_j}$ вектора $\mathbf{Y} = [y_1, y_2, \dots, y_m]^T$ сопоставляется нейрон m -мерной карты Кохонена. Таким образом, топология и методология параметрического синтеза обучаемой прогнозной нейронной сети определена:

1) одномерным входным слоем распределительных нейронов — кластерных элементов, размером $[1 \times n]$;

2) m -мерным слоем Кохонена размером $[\xi_1 \times \xi_2 \times \dots \times \xi_m]$, в котором нейроны — адаптивные линейные ассоциаторы образуют квадратную m -мерную решетку, где каждый нейрон соответствует набору возможных значений компонент вектора $\mathbf{Y}$, ξ_i — число нейронов для каждого i -го искомого параметра;

3) метрикой сходства входных векторов $\mathbf{X}$ с векторами весов $\mathbf{W}_j$ слоя Кохонена

$$D(\mathbf{X}, \mathbf{W}_j) = \mathbf{X} \cdot \mathbf{W}_j = \|\mathbf{X}\| \|\mathbf{W}_j\| \cos(\mathbf{X}, \mathbf{W}_j), \quad (11)$$

$j = \overline{1, N}$, где

$$N = \prod_{l=1}^m \xi_l; \quad (12)$$

4) m -мерной ядерной функцией взаимовлияния нейронов слоя Кохонена в виде функции Гаусса

$$f(d, \sigma) = e^{-d^2/L^2}, \quad (13)$$

где $L = 2\sigma$ — эффективная ширина функции Гаусса, d — латеральное расстояние между «выигравшим» нейроном и соседними в m -мерной окрестности [10].

Гауссова функция взаимовлияния должна распространяться на все нейроны слоя Кохонена. Данная особенность прогнозной модели обусловлена необходимостью такой настройки отклика нейронов в слое Кохонена, при котором топология соседства нового вектора условий $\mathbf{X}^{k+1}$ в окружении известных условий $\mathbf{X}' \in \Omega_1$ подобна топологии соседства распознанного вектора $\mathbf{Y}^{k+1}$ в окружении известных условий $\mathbf{Y}' \in \Omega_1$ (рис. 4).

При функционировании обученной нейронной сети происходит определение нейрона-победителя, характеризующегося наименьшей дистанцией между весовыми коэффициентами и элементами входного вектора $\mathbf{X}^{k+1}$, что позволяет установить конкретные дискретные значения прогнозируемых эксплуатационных характеристик изделия согласно выражениям (8) и (9).

Таким образом, число нейронов слоя Кохонена (12) не задано числом кластеров или числом прецедентов протокола наблюдений Ω_1 , а определяется

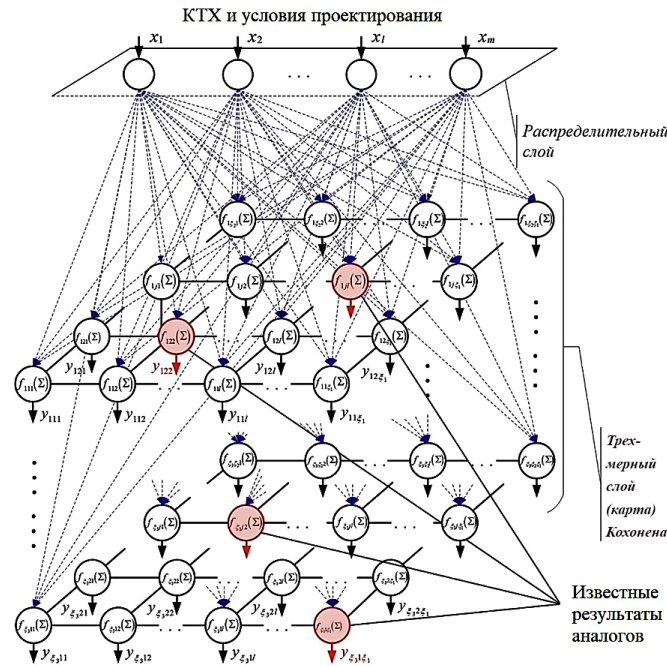


Рис. 5. Модель прогнозирования 3-х параметров на основе архитектуры Self-Organizing Map (SOM) с трехмерной квадратной решеткой слоя Кохонена, где каждый нейрон соответствует определенному условию проектирования
 Fig. 5. Forecasting model for three parameters based on a self-organizing map (SOM) architecture with a three-dimensional square grid of the Kohonen layer, where each neuron corresponds to a specific design condition

точностью распознавания вектора Y в новых условиях X^{k+1} , не входящих в протокол наблюдений Ω_1 . А прогнозная модель представляет собой нелинейную проекцию плотности распределения вероятностей $P(X)$ входного вектора данных X в m -мерную область значений функции F_2 . На рис. 5 в качестве примера иллюстрирована архитектура НС для прогноза трех параметров $Y^k = (y_1^k, y_2^k, y_3^k)^T$.

В трехмерном слое Кохонена отмечены нейроны, которые в результате обучения активируются при поступлении на распределительный слой векторов протокола наблюдений Ω_1 .

Этап 2. Параметрический синтез прогнозной модели. Для правильного развития процесса самоорганизации при обучении НС Кохонена требуется, чтобы все нейроны сети были обеспечены достаточным количеством различных реализаций входных образов протокола наблюдений Ω_1 и инициализацией начальных значений весов сети, с наименьшей погрешностью аппроксимирующих обучающую выборку [9].

По условию контроля и прогнозирования вектора Y^{k+1} искусственной нейросетевой аппроксимирующей процедурой значения последнего могут не совпадать с векторами, поэтому для обеспечения необходимой обобщающей характеристики прогнозной модели веса НС необходимо инициализировать линейной процедурой, обеспечивающей упорядоченное начальное состояние весов карты [11].

Этап 3. Применение синтезированной прогнозирующей НС по целевому назначению заключается в получении входного вектора новых условий КТХ и условий проектирования, в которых требуется оценить прогнозные значения эксплуатационных свойств нового Изделия. Входной вектор нормализуется, и для каждого нейрона слоя Кохонена

вычисляется скалярное произведение вектора его весов и входного вектора по формуле (11). Итоговый m -мерный индекс нейрона с минимальным вычисленным значением функции (11) соответствует искомому вектору значений эксплуатационных свойств нового Изделия.

Заключение

В исследовании были описаны этапы реализации метода прецедентного (поискового) прогнозирования свойств проектируемых составных частей изделий авиационной техники при малом числе прецедентов проектирования аналогов, в основе которого лежит подход на основе многомерной линейной экстраполяции. Главное преимущество многомерной линейной экстраполяции применительно к распознаванию характеристик новых изделий авиационной техники сводится к тому, что она позволяет достаточно надежно решать задачу восстановления прогнозной функции F_1 в условиях априорной неопределенности (малое число наблюдаемых прецедентов, малое время проектирования конструктивных аналогов).

При нелинейности восстанавливаемой прогнозной функции методология применима для произвольного количества прецедентов. Определение значений функциональных параметров в новых условиях базируется исключительно на ближайших наблюдениях относительно текущей ситуации, обеспечивая локально-линейную аппроксимацию нелинейной функции F_1 . Разработанный в контексте машинного обучения метод нелинейной экстраполяции характеристик авиационной техники успешно работает при избыточном числе прецедентов. Нейронные сети с конкурентной самоорганизацией, применяемые в качестве классификационной модели, осуществляют проецирование многомерно-

го пространства на редуцированную карту решений при сохранении топологической структуры соседства векторов проектирования и прогнозируемых эксплуатационных параметров.

Список источников / References

1. Анисимов К. С., Евдокименков В. Н., Красильщиков М. Н. [и др.]. Оптимизация процесса совершенствования авиационных комплексов на базе концепции функционального проектирования // Известия РАН. Теория и системы управления. 2022. № 1. С. 105–123. <https://doi.org/10.31857/S0002338822010036>. EDN: MQHLRS.
2. Anisimov K. S., Evdokimenkov V. N., Krasil'shchikov M. N. [et al.]. Optimizatsiya protsessa sovershenstvovaniya aviatsionnykh kompleksov na baze kontseptsii funktsional'nogo proyektirovaniya. *Izvestiya RAN. Teoriya i Sistemy Upravleniya*. 2022;1:105–123. <https://doi.org/10.31857/S0002338822010036>. EDN: MQHLRS. (In Russ.).
3. Chu T., Pei Y. Intelligent Optimization Design Technology for Typical Structural Parts of Aircraft. *Artificial Intelligence Technologies and Applications*. 2024;382:18–29. <https://doi.org/10.3233/FAIA231279>.
4. Liu Y., Zhang S., Zhang J. [et al.]. Towards the Design of Future Aircraft: A Critical Review On the Tools and Methodologies. *Aerospace Research Communications*. 2024;2:13096. <https://doi.org/10.3389/arc.2024.13096>.
5. Krupa G. P. Application of Agile Model-Based Systems Engineering in aircraft conceptual design. *The Aeronautical Journal*. 2019;123(1268):1561–1601. <https://doi.org/10.1017/aer.2019.53>.
6. Ciampa P. D., Nagel B. AGILE Paradigm: The next generation collaborative MDO for the development of aeronautical systems. *Progress in Aerospace Sciences*. 2020;119:100643. <https://doi.org/10.1016/j.paerosci.2020.100643>.
7. Aamodt A., Plaza E. Case-Based Reasoning: Foundational Issues, Methodological Variations, and System Approaches. *AI Communications*. 2001;7(1):39–59. <https://doi.org/10.3233/AIC-1994-7104>.
8. Queipo N. V., Haftka R. T., Shyy W. [et al.]. Surrogate-based analysis and optimization. *Progress in Aerospace Sciences*. 2005;41(1):1–28. <https://doi.org/10.1016/j.paerosci.2005.02.001>.
9. Simpson T. W., Peplinski J. D., Koch P. N., Allen J. K. Metamodels for Computer-based Engineering Design: Survey and recommendations. *Engineering with Computers*. 2001;17:129–150. <https://doi.org/10.1007/PL00007198>.
10. Viana F. A. C., Simpson T. W., Balabanov V., Toropov V. Metamodeling in Multidisciplinary Design Optimization: How Far Have We Really Come? *AIAA Journal*. 2014;52(4):670–690. <https://doi.org/10.2514/1.J052375>.
11. Cottrell M., Olteanu M., Rossi F. [et al.]. Self-Organizing Maps, theory and applications. *Revista de Investigacion Operacional*. 2018;39(1):1–22.
12. Kohonen T., Oja E., Simula O. [et al.]. Engineering applications of the self-organizing map. *Proceedings of the IEEE*. 1996;84(10):1358–1384. <https://doi.org/10.1109/5.537105>.
13. Skuratov V., Kuzmin K., Nelin I., Sedankin M. Application of Kohonen self-organizing map to search for region of interest in the detection of objects. *Eureka: Physics and Engineering*. 2020;1:62–69. <https://doi.org/10.21303/2461-4262.2020.001133>. EDN: NWIMRZ.
14. Jin R., Chen W., Simpson T. W. Comparative Studies of Metamodeling Techniques Under Multiple Modeling Criteria. *Structural and Multidisciplinary Optimization*. 2001;23(1):1–13. <https://doi.org/10.1007/s00158-001-0160-4>.
15. Forrester A. I. J., Sybester A., Keane A. J. Engineering Design via Surrogate Modelling: A Practical Guide. Chichester: John Wiley & Sons, 2008. 228 p. <https://doi.org/10.1002/9780470770801>.
16. Martins J. R. R. A., Lambe A. B. Multidisciplinary Design Optimization: A Survey of Architectures. *AIAA Journal*. 2013;51(9):2049–2075. <https://doi.org/10.2514/1.J051895>.
17. Sobieszcanski-Sobieski J., Haftka R. T. Multidisciplinary aerospace design optimization: survey of recent developments. *Structural Optimization*. 1997;14:1–23. <https://doi.org/10.1007/BF01197554>.
18. Tao F., Zhang M. Digital Twin Shop-Floor: A New Shop-Floor Paradigm Towards Smart Manufacturing. *IEEE Access*. 2017;5:20418–20427. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2017.2756069>.
19. Lee J., Bagheri B., Kao H.-A. A Cyber-Physical Systems architecture for Industry 4.0-based manufacturing systems. *Manufacturing Letters*. 2015;3:18–23. <https://doi.org/10.1016/j.mfglet.2014.12.001>.

Информация об авторе:

МОРГУНОВ Михаил Федорович, аспирант кафедры 904 «Инженерная и компьютерная графика» Московского авиационного института (национального исследовательского университета), г. Москва.
e-mail: Mihailremix@yandex.ru

Прозрачность финансовой деятельности: автор не имеет финансовой заинтересованности в представленных материалах и методах. Конфликт интересов отсутствует.

Автор прочитал и одобрил окончательный вариант рукописи.

Статья поступила в редакцию 04.12.2025; одобрена после рецензирования 02.02.2026; принята к публикации 27.05.2026.

Information about the author:

MORGUNOV Mikhail Fedorovich, Postgraduate of the 904 Engineering and Computer Graphics Department, Moscow Aviation Institute (National Research University), Moscow.
e-mail: Mihailremix@yandex.ru

Financial transparency: the author has no financial interest in the presented materials or methods. There is no conflict of interest.

The author has read and approved the final manuscript. The article was submitted 04.12.2025; approved after reviewing 02.02.2026; accepted for publication 27.05.2026.