УДК 004.42 doi: 10.15827/0236-235X.142.320-326 2023. Т. 36. № 2. С. 320–326

Алгоритм и программная реализация синтеза модели объекта испытаний на основе решения уравнения непараметрической идентификации

Я.Н. Гусеница
Э.Р. Мингачев
Н.У. Исхаков
М.И. Колоколов

Ссылка для цитирования
Гусеница Я.Н., Мингачев Э.Р., Исхаков Н.У., Колоколов М.И. Алгоритм и программная реализация синтеза модели объекта испытаний на основе решения уравнения непараметрической идентификации // Программные продукты и системы. 2023. Т. 36. № 2. С. 320–326. doi: 10.15827/0236-235X.142.320-326
Информация о статье
Поступила в редакцию: 20.12.2022 После доработки: 17.02.2023 Принята к публикации: 21.02.2023

Аннотация. Настоящая работа посвящена развитию теории испытаний в целом и опытно-теоретического метода в частности. Авторами разработан алгоритм синтеза модели объекта испытаний, основанный на решении уравнения непараметрической идентификации динамической системы с использованием гипердельтной аппроксимации и преобразования Лапласа. В отличие от существующих данный алгоритм применим для входных и выходных сигналов произвольной формы и физических величин. Кроме того, он не требует больших вычислительных ресурсов. Алгоритм позволяет формализовать многомерную зависимость между факторами и тактико-техническими характеристиками объекта испытаний. С помощью языков программирования C++ и Python реализованы математическая библиотека идентификации модели объекта испытаний и приложение с графическим пользовательским интерфейсом для автоматизации расчетов. Представленное программное решение выполнено по аналогии с классическими моделями машинного обучения. Для обоснования возможности применения разработанного алгоритма проведен вычислительный эксперимент на различных типах входных и выходных сигналов (периодических, непериодических и случайных) с разной точностью гипердельтной аппроксимации. По результатам вычислительного эксперимента получены рекомендации по использованию алгоритма, в частности, при высоких амплитудах выходного сигнала следует увеличить количество начальных моментов гипердельтной апроксимации.

Ключевые слова: объект испытаний, математическая модель, непараметрическая идентификация, динамическая система, случайные процессы

Для современных испытаний характерны значительная продолжительность, сложность, трудоемкость, высокая стоимость, наличие ограничений по воспроизведению всего комплекса условий функционирования испытываемого объекта [1]. Например, стоимость проведения испытаний ракетно-космической техники составляет от 50 до 80 % общих затрат на ее разработку, ракетно-артиллерийского вооружения – от 45 до 60 % [2]. Поэтому в настоящее время наблюдается тенденция к сокращению объема испытаний.

Одним из подходов, хорошо зарекомендовавших себя на практике при проведении ограниченного объема испытаний, является опытно-теоретический метод. Он предполагает проведение расчетов на математических моделях объекта испытаний в сочетании с натурными экспериментами [3, 4]. При этом результаты натурных экспериментов используются в качестве исходных данных для моделирования, а также для проверки правильности объекта испытаний [5, 6]. Основным достоинством метода является то, что он позволяет обеспечить высокую полноту результатов испытаний [7]. Однако, поскольку достоверность результатов испытаний зависит от адекватности используемых моделей, для его применения необходима идентификация параметров этих моделей.

Целью настоящей работы являются разработка и программная реализация алгоритма синтеза модели объекта испытаний на основе решения уравнения непараметрической идентификации.

Структура модели объекта испытаний

При реализации опытно-теоретического метода важное место отводится разработке математической модели объекта испытаний, которая в общем виде представляет собой вектор тактико-технических характеристик:

$$Y(t) = \{y_1(t), y_2(t), ..., y_K(t)\} = \{y_i(t)\}_{i=\overline{1,K}},$$

где $y_i(t)$ – i-я тактико-техническая характеристика; K – общее количество тактико-технических характеристик.

Каждая i-я тактико-техническая характеристика $y_i(t)$ зависит от различных параметров: $y_i(t) = f(x_j, t)$, где $x_j(t)$ – j-й параметр, определяющий значение i-й тактико-технической характеристики объекта испытаний.

Данная зависимость может быть определена на основе интегрального уравнения Дюамеля:

$$y(t) = \int_0^{\infty} x(t-\tau)h(\tau)d\tau, \quad (1)$$

где $h(t)$ – неизвестная весовая функция, позволяющая определять $y(t)$ при произвольном значении $x(t)$.

Учитывая, что значение i-й тактико-технической характеристики зависит от нескольких параметров, выражение (1) можно представить следующим образом:

$$y_i(t) = \frac{\sum_{j=1}^{L}\int_0^{\infty} x_j(t-\tau)h_{ij}(\tau)d\tau}{L}, \quad (2)$$

где L – общее количество параметров.

Модель объекта испытаний представляет собой матрицу $\mathbf{H}_{[KL]}(t)$, элементами которой являются весовые функции $h_{ij}(t)$ (табл. 1).

Данная матрица является исчерпывающим описанием объекта испытаний (рис. 1) и позволяет при произвольном значении j-го параметра $x_j(t)$ определять i-ю тактико-техническую характеристику $y_i(t)$.

Важное место в синтезе модели объекта испытаний отводится решению уравнения непараметрической идентификации, которое при наличии по одному входному и выходному случайным сигналам в общем виде будет

$$K_{yx}(t) = \int_0^{\infty} K_{xx}(t-\tau)h(\tau)d\tau, \quad (3)$$

где $K_{yx}(t)$ – взаимно-корреляционная функция входного $x(t)$ и выходного $y(t)$ сигналов; $K_{xx}(t)$ – автокорреляционная функция входного $x(t)$ сигнала.

Для решения уравнения (3) можно использовать различные временные и частотные

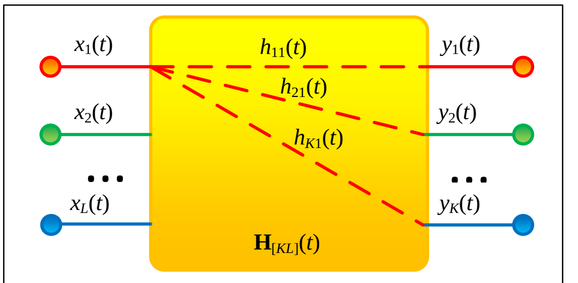


Рис. 1. Структура модели объекта испытаний

Fig. 1. The test object model structure

(спектральные) методы и алгоритмы, как, например, в работах [8–10]. Вместе с тем существующие методы непараметрической идентификации имеют ограниченные условия применения. Так, например, одни методы оказываются непригодными для идентификации динамических систем, входные и выходные сигналы которых имеют вероятностный характер [11, 12], другие требуют исчерпывающей информации о входных и выходных сигналах и существенных затрат вычислительных ресурсов [13, 14]. Поэтому предлагается использовать алгоритм синтеза модели объекта испытаний, основанный на методе решения уравнения непараметрической идентификации динамической системы, который лишен указанных недостатков [15].

Содержание алгоритма

Для нахождения элементов матрицы $\mathbf{H}_{[KL]}(t)$ (табл. 1) необходимо решить уравнение непараметрической идентификации относительно соответствующих входного и выходного сигналов. Решение проходит в несколько этапов.

1. Вычисление автокорреляционной функции $K_{xx}(t)$ входного $x(t)$ сигнала и взаимно-корреляционной функции $K_{yx}(t)$ входного $x(t)$ и выходного $y(t)$ сигналов.

Таблица 1

Модель объекта испытаний

Table 1

The test object model

Тактико-техническая характеристика объекта испытаний	Параметр					
	$x_1(t)$	$x_2(t)$	…	$x_j(t)$	…	$x_L(t)$
$y_1(t)$	$h_{11}(t)$	$h_{12}(t)$	…	$h_{1l}(t)$	…	$h_{1L}(t)$
$y_2(t)$	$h_{21}(t)$	$h_{22}(t)$	…	$h_{2l}(t)$	…	$h_{2L}(t)$
…	…	…	…	…	…	…
$y_i(t)$	$h_{k1}(t)$	$h_{k2}(t)$	…	$h_{kl}(t)$	…	$h_{kL}(t)$
…	…	…	…	…	…	…
$y_K(t)$	$h_{K1}(t)$	$h_{K2}(t)$	…	$h_{Kl}(t)$	…	$h_{KL}(t)$

2. Нормализация функций $K_{xx}(t)$ и $K_{yx}(t)$, то есть их перенос в положительную ось и приведение области значений от 0 до 1. В результате получаются нормализованные функции $F_{xx}(t)$ и $F_{yx}(t)$.

3. Вычисление гипердельтной аппроксимации функций $F_{xx}(t)$ и $F_{yx}(t)$ по формуле $f_\Delta(t) = \sum_{i=1}^{n} C_i \delta(t - T_i)$, где C_i – вероятности и T_i – параметры, удовлетворяющие приведенной ниже системе уравнений; $\delta(\cdot)$ – дельта-функция Дирака.

Для получения вероятностей C_i и параметров T_i на основе нормализованных функций $F_{xx}(t)$ и $F_{yx}(t)$ рассчитываются начальные моменты случайной величины v_i. Далее решается система уравнений относительно переменных C_i и T_i:

$$\begin{cases} C_1 + C_2 + \ldots + C_N = 1, \\ C_1T_1 + C_2T_2 + \ldots + C_NT_N = v_1, \\ C_1T_1^2 + C_2T_2^2 + \ldots + C_NT_N^2 = v_2, \\ \ldots \\ C_1T_1^N + C_2T_2^N + \ldots + C_NT_N^N = v_N, \end{cases} \quad (4)$$

где v_i – i-й начальный момент случайной величины, распределенной с плотностью вероятности $f(t)$; N – степень гипердельтной аппроксимации (точность приближения).

Для степеней гипердельтной аппроксимации $N > 2$ система решается с использованием численных методов. В данной работе применяется метод Ньютона–Рафсона.

В результате получаются аппроксимированные плотности распределения вероятностей $f_{\Delta xx}(t)$ и $f_{\Delta yx}(t)$.

4. Нахождение функций распределения на основе вычисленных плотностей распределения вероятностей:

$$F_{\Delta xx}(t) = \int_{-\infty}^{T} f_{\Delta xx}(\tau)d\tau, \ F_{\Delta yx}(t) = \int_{-\infty}^{T} f_{\Delta yx}(\tau)d\tau.$$

5. Нахождение изображений по Лапласу полученных функций:

$$F_{\Delta xx}^*(s) = \int_0^\infty F_{\Delta xx}(t) \cdot e^{-st} dt,$$

$$F_{\Delta yx}^*(s) = \int_0^\infty F_{\Delta yx}(t) \cdot e^{-st} dt$$

и весовой функции: $h^*(s) = \dfrac{F_{\Delta yx}^*(s)}{F_{\Delta xx}^*(s)}$.

6. Нахождение весовой функции с использованием приближенного способа обращения преобразования Лапласа: $h(\tau) = sh^*(s)$ при $s = 1/\tau$.

В результате получается весовая функция $h(t)$ для входного $x(t)$ и выходного $y(t)$ сигналов (тактико-технических характеристик). Данная процедура повторяется для всех пар входных и выходных сигналов – элементов матрицы весовых функций $\mathbf{H}_{[KL]}(t)$.

Таким образом, происходит идентификация модели объекта испытаний. Полученная матрица (модель) позволяет при произвольном значении l-го параметра $x_l(t)$ предсказывать k-ю тактико-техническую характеристику $y_k(t)$. Для этого применяются формулы интегрального уравнения Дюамеля (3) и его модификации для нескольких входных параметров (4).

Программная реализация алгоритма

На основе предложенного алгоритма с использованием языков программирования C++ (стандарта C++17) и Python (версии 3.11) разработана математическая библиотека идентификации модели объекта испытаний. Как и классические модели машинного обучения, модель объекта испытаний является C++/Python объектом с методами fit для обучения модели на выборке и predict для вычисления предсказания значений параметров [16].

Для демонстрации работы модели и автоматизации процесса идентификации модели объекта испытаний разработано приложение с графическим пользовательским интерфейсом. Приложение написано на языке Python (версии 3.11) с использованием библиотеки PyQt5 (5.15.7) для реализации графического интерфейса.

Приложение состоит из двух частей – пользовательского интерфейса (frontend), реализующего взаимодействие с пользователем, и расчетного блока (backend), обеспечивающего автоматизацию идентификации модели объекта испытаний.

Расчетный блок включает модули Hyperdelta для решения уравнения непараметрической идентификации по алгоритму и Newton-Raphson для численного решения системы уравнений (4) по методу Ньютона–Рафсона.

В пользовательский интерфейс входят модули, реализующие различные графические элементы и их логику взаимодействия с пользователем, а также обработку входных данных. Пользовательский интерфейс представлен на рисунке 2.

Приложение позволяет выполнять следующие функции.

Рис. 2. Пользовательский интерфейс: а, б – окна ввода данных, в – идентификации модели, г – предсказания значений

Fig. 2. User interface: а, б – data entry windows, в – model identification, г – value prediction

1. Задавать наборы входных $x_i(t)$ (параметров) и выходных $y_j(t)$ сигналов (тактико-технических характеристик) и их взаимосвязи (рис. 2а–в).

2. Идентифицировать модель объекта испытаний в виде матрицы $\mathbf{H}_{[KL]}(t)$ весовых функций $h_{ij}(t)$ с необходимой точностью аппроксимации (рис. 2в).

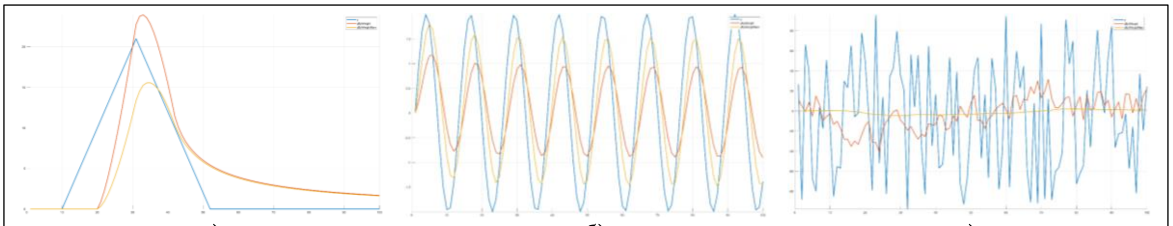
3. Вычислять предсказания относительно характеристик объекта испытаний – значения выходных $y'_j(t)$ сигналов для произвольных входных $x'_i(t)$ (рис. 2г).

Результаты

Для обоснования возможности применения разработанного алгоритма проведен вычислительный эксперимент на различных типах входных и выходных сигналов (периодических, непериодических и случайных) с разной точностью гипердельтной аппроксимации. Примеры сигналов и результатов идентификации представлены на рисунке 3, где синим цветом выделен выходной сигнал, желтым – идентифицированный выходной сигнал на основе использования гипердельтной аппроксимации с двумя начальными моментами, красным – идентифицированный выходной сигнал с восемью начальными моментами.

Данный пример иллюстрирует следующие тенденции. Достаточно точно аппроксимируются простые непериодические (а) и периодические (б) сигналы. Случайные сигналы без четкого распределения (в) упрощаются до средних значений. При этом с ростом количества начальных моментов гипердельтной аппроксимации увеличивается амплитуда результирующих значений.

Для получения оценки быстродействия разработанного алгоритма нормировалось об-



а) *б)* *в)*

Рис. 3. Примеры входных сигналов и их аппроксимаций:
а – треугольный импульс, б – синусоида, в – случайный сигнал

Fig. 3. Examples of input signals and their approximations:
a – triangular pulse, б – sinusoid, в – random signal

Таблица 2

Сравнительный анализ быстродействия метода при разном количестве начальных моментов гипердельтной аппроксимации

Table 2

Comparative analysis of the method performance for a different number of initial moments of hyperdelta approximation

Количество начальных моментов	Время (мс)			Количество итераций при решении системы		
	Среднее	Минимальное	Максимальное	Среднее	Минимальное	Максимальное
3	72.5565	3.8862	184.36	1	1	1
4	429.293	26.8595	939.883	10	2	27
5	650.571	261.64	2 050.02	29	9	78
6	1 418.4	171.122	5 931.78	106	12	438
7	2 020.76	596.955	5 966.23	191	53	546
8	9 222.32	849.076	31 347.2	771	73	2 618
9	31 559.3	6 826	101 309	2 192	234	6 826
10	133 477	16 000.1	301 000	7 825	985	18 037

щее время расчетов и количество итераций. Расчеты производились по 10 раз для различного количества начальных моментов гипердельтной аппроксимации. Результаты (средние, минимальные и максимальные значения измеряемых показателей) представлены в таблице 2.

На основе данных таблицы можно сделать следующий вывод: среднее время идентификации растет экспоненциально с увеличением количества начальных моментов гипердельтной аппроксимации, как растет и разброс минимального и максимального времени расчета. Аналогичную тенденцию можно заметить и в отношении количества итераций метода Ньютона–Рафсона при решении системы уравнений (4). Как показывает эксперимент, основную часть времени расчетов занимает итеративное решение системы уравнений (4). Время расчета остальных элементов уравнения непараметрической идентификации в целом не изменяется и по сути зависит только от объема входных данных.

Заключение

В настоящей работе представлен алгоритм синтеза модели объекта испытаний.

Алгоритм основан на методе решения уравнения непараметрической идентификации динамической системы, в отличие от существующих не требующем исчерпывающей информации об объекте испытаний и существенных затрат вычислительных ресурсов.

Математическая библиотека идентификации модели объекта испытаний и приложение с графическим пользовательским интерфейсом для автоматизации расчетов реализованы с помощью языков C++ и Python.

Полученные результаты позволяют обеспечить многофакторную оценку динамических параметров объектов испытаний и могут быть применены при проверке соответствия тактико-технических характеристик предъявляемым требованиям.

Список литературы

1. Гусеница Я.Н., Хайбуллов О.Д., Загрутдинов Ю.А., Скорик Е.А. Опытно-теоретический метод исследования степени защиты специальных сооружений // Изв. ТулГУ. Технич. науки. 2022. № 12. С. 264–267.
2. Любарчук Ф.Н. Методическое обеспечение научно-методических положений сокращенных испытаний образцов ракетно-артиллерийского вооружения // Изв. РАРАН. 2016. № 1. С. 80–86.
3. Арсеньев В.Н., Дубинин Д.П. Обоснование метода оценивания характеристик сложных систем при ограниченном числе натурных испытаний // ОКНТПР. 2020. № 2. С. 30–36.
4. Козлов Н.Н., Красный В.П., Решетников А.В. Особенности современной методологии испытаний систем вооружения воздушно-космической обороны // Военная мысль. 2015. № 6. С. 42–50.
5. Александровская Л.Н., Кириллин А.В., Кербер О.Б., Иосифов П.А. Один подход к сокращению объема натурных испытаний при отработке сложных технических систем // Тр. ФГУП «НПЦАП». Системы и приборы управления. 2018. № 3. С. 59–63.
6. Кофман В.М. Математическая модель обратной термогазодинамической задачи для экспериментально-расчетной оценки показателей эффективности камеры сгорания и турбины опытного газогенератора ГТД // Вестн. ПНИПУ. Аэрокосмическая техника. 2018. № 53. С. 97–108. doi: 10.15593/2224-9982/2018.53.09.
7. Найденов В.Г., Крупский К.А., Бочкарев А.В. Методический подход к оценке потребного количества натурных экспериментов при проведении испытаний сложных образцов вооружения, военной и специальной техники // Вооружение и экономика. 2015. № 1. С. 4–11.
8. Антонова Т.В. Методы идентификации параметра в ядре уравнения первого рода типа свертки на классе функций с разрывами // СибЖВМ. 2015. Т. 18. № 2. С. 107–120. doi: 10.15372/SJNM20150201.
9. Воскобойников Ю.Е., Боева В.А. Алгоритмы непараметрической идентификации сложных технических систем // Науч. вестн. НГТУ. 2020. № 4. С. 47–64. doi: 10.17212/1814-1196-2020-4-47-64.
10. Данилов А.М., Гарькина И.А. Ретроспективная идентификация динамической системы // Приднепровский науч. вестн. 2018. Т. 6. № 4. С. 62–65.
11. Шишкина А.В. Об анализе непараметрических алгоритмов идентификации // Решетневские чтения: сб. Междунар. конф. 2018. Т. 2. № 22. С. 180–181.
12. Ярещенко Д.И. О непараметрической идентификации частично-параметризованного дискретно-непрерывного процесса // СибЖНТ. 2020. Т. 21. № 1. С. 47–53. doi: 10.31772/2587-6066-2020-21-1-47-53.
13. Корнеева А.А., Чернова С.С., Шишкина А.В. Непараметрические алгоритмы восстановления взаимно неоднозначных функций по наблюдениям // СибЖНТ. 2017. Т. 18. № 3. С. 510–519.
14. Вожов С.С., Чимитова Е.В. Параметрическая и непараметрическая идентификации закона распределения по интервальным данным // Метрология. 2018. № 1. С. 3–16.
15. Гусеница Я.Н. Решение уравнения непараметрической идентификации динамической системы на основе гипердельтной аппроксимации // Проблемы машиностроения и надежности машин. 2022. Т. 21. № 1. С. 96–102. doi: 10.31857/s0235711921060092.
16. Wang H. Machine learning basics. In: Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. (eds.) Deep Learning, 2016, pp. 98–164.

Software & Systems doi: 10.15827/0236-235X.142.320-326 2023, vol. 36, no. 2, pp. 320–326

An algorithm and software implementation of test object model synthesis based on the solution of the nonparametric identification equation

Yaroslav N. Gusenitsa
Eldar R. Mingachev
Nail U. Iskhakov
Maxim I. Kolokolov

For citation
Gusenitsa, Ya.N., Mingachev, E.R., Iskhakov, N.U., Kolokolov, M.I. (2023) ‘An algorithm and software implementation of test object model synthesis based on the solution of the nonparametric identification equation’, *Software & Systems*, 36(2), pp. 320–326 (in Russ.). doi: 10.15827/0236-235X.142.320-326
Article info
Received: 20.12.2022 After revision: 17.02.2023 Accepted: 21.02.2023

Abstract. The paper considers the development of the theory of testing in general and the experimental-theoretical method in particular. In the aspect of this issue, the authors have developed an algorithm for synthesizing a model of a test object based on solving the equation of nonparametric identification of a dynamic system using hyperdelta approximation and the Laplace transform. Unlike the existing ones, the algorithm is applicable to input and output signals of arbitrary shape and physical quantities. In addition, it does not require large computing resources. Taking into account these features, the algorithm enables formalizing a multidimensional relationship between factors and performance characteristics of the test object through repeated use for different input and output signals. The authors have implemented a mathematical library for identifying a test object model and an application with a graphical user interface for automating calculations using the C++ and

Python programming languages. The presented software solution is made similar to classical machine learning models. To substantiate the possibility of using the developed algorithm, the authors carried out a computational experiment that involved various types of input and output signals (periodic, non-periodic and random) with different hyperdelta approximation accuracy. Based on the results of the computational experiment, the authors have made recommendations on using the algorithm. In particular, they recommended to increase the number of initial moments of the hyperdelta approximation at high amplitudes of the output signal.

Keywords: test object, mathematical model, non-parametric identification, dynamic system, random processes

Reference List

1. Gusenitsa, Ya.N., Khaybullov, O.D., Zagrutdinov, Yu.A., Skorik, E.A. (2022) 'Experimental-theoretical method for studying the degree of protection of special structures', *Proc. of the TSU. Tech. Sci*., (12), pp. 264–267 (in Russ.).
2. Lubarchuk, F.N. (2016) 'Methodical ensuring scientific and methodical provisions the reduced tests of samples of rocket and artillery arms', *Izv. of the RARAS*, (1), pp. 80–86 (in Russ.).
3. Arsenev, V.N., Dubinin, D.P. (2020) 'Justification of the method of estimation of characteristics of complex systems with a limited number field tests', *S&T Center of the Defense Complex "Kompas"*, (2), pp. 30–36 (in Russ.).
4. Kozlov, N.N., Krasny, V.P., Reshetnikov, A.V. (2015) 'The features of modern methodology for testing aerospace defense weapon systems', *Military Thought*, (6), pp. 42–50 (in Russ.).
5. Aleksandrovskaya, L.N., Kirillin, A.V., Kerber, O.B., Iosifov, P.A. (2018) 'An approach to reducing the number of field tests for developing complex technical systems', *Proc. FSUE NPTsAP. Systems and Control Devices*, (3), pp. 59–63 (in Russ.).
6. Kofman, V.M. (2018) 'Mathematical model of the inverse thermogasodynamic task for experimental and calculating estimation of the indicators of the efficiency of the combustion chamber and the turbine of the experimental GTE gas generator', *PNRPU Aerospace Engineering Bull*., (53), pp. 97–108 (in Russ.).
7. Naydeonov, V.G., Krupsky, K.A., Bochkarev, A.V. (2015) 'Methodical approach to the estimation of the required amount of natural experiments testing complex samples weapons, military and special equipment', *Armament and Economics*, (1), pp. 4–11 (in Russ.).
8. Antonova, T.V. (2015) 'Methods of identifying a parameter in the kernel of the first kind equation of the convolution type on the class of functions with discontinuities', *Numerical Analysis and Applications*, 18(2), pp. 107–120. doi: 10.15372/SJNM20150201 (in Russ.).
9. Voskoboynikov, Yu.E., Boeva, V.A. (2020) 'Non-parametric identification algorithms for complex engineering systems', *Sci. Bull. of the NSTU*, 80(4), pp. 47–64. doi: 10.17212/1814-1196-2020-4-47-64 (in Russ.).
10. Danilov, A.M., Garkina, I.A. (2018) 'Retrospective identification of a dynamic system', *Pridneprovsky Sci. Bull.*, 6(4), pp. 62–65 (in Russ.).
11. Shishkina, A.V. (2018) 'On the analysis of nonparametric identification algorithms', *Proc. Reshetnev Readings*, 2(22), pp. 180–181 (in Russ.).
12. Yareshchenko, D.I. (2020) 'About non-parametric identification of partial-parametred discretecontinuous process', *Siberian J. of Sci. and Tech*., 21(1), pp. 47–53. doi: 10.31772/2587-6066-2020-21-1-47-53 (in Russ.).
13. Korneeva, A.A., Chernova, S.S., Shishkina, A.V. (2017) 'Non-parametric algorithms of reconstruction of mutually ambiguous functions from observations', *Siberian J. of Sci. and Tech*., 18(3), pp. 510–519 (in Russ.).
14. Vozhov, S.S., Chimitova, E.V. (2018) 'Parametric and non-parametric identification of the distribution law by interval data', *Metrologiya*, (1), pp. 3–16 (in Russ.).
15. Gusenitsa, Ya.N. (2022) 'Solution of the nonparametric identification equation in a dynamic system based on the hyperdelta approximation', *Problems of Mechanical Engineering and Machine Reliability*, 51(1), pp. 80–85 (in Russ.).
16. Wang, H. (2016) 'Machine learning basics', in Goodfellow, I., Bengio, Y. and Courville A. (eds.) *Deep Learning*. pp. 98–164.

Авторы
Гусеница Ярослав Николаевич [1], к.т.н., начальник научно-исследовательского отдела, era_otd1@mil.ru
Мингачев Эльдар Ринатович [1], старший оператор научной роты, era_otd1@mil.ru
Исхаков Наиль Уралович [1], старший оператор научной роты, era_otd1@mil.ru
Колоколов Максим Игоревич [1], оператор научной роты, era_otd1@mil.ru

[1] Военный инновационный технополис «ЭРА», г. Анапа, 353456, Россия

Authors
Yaroslav N. Gusenitsa [1], Ph.D. (Engineering), head of research department, era_otd1@mil.ru
Eldar R. Mingachev [1], Senior Operator, era_otd1@mil.ru
Nail U. Iskhakov [1], Senior Operator, era_otd1@mil.ru
Maxim I. Kolokolov [1], Operator, era_otd1@mil.ru

[1] Military Innovative Technopolis "ERA", Anapa, 353456, Russian Federation