

DOI: 10.47026/1810-1909-2021-3-64-72

УДК 621.316.732.3

ББК 31.27-05

Ю.А. ДЕМЕНТИЙ, Е.В. ШОРНИКОВ, К.П. НИКОЛАЕВ

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЙ АЛГОРИТМ ИНТЕРВАЛЬНОЙ ОЦЕНКИ ПАРАМЕТРОВ ДУГОГАСЯЩЕГО РЕАКТОРА

Ключевые слова: машинное обучение, интервальная оценка, параметрическая идентификация, дугогасящий реактор, регуляризация, информативность данных, обобщающая способность.

Задачей дугогасящего реактора является снижение емкостного тока сети до безопасного уровня, при котором ток однофазного замыкания на землю в месте повреждения не превышает значения пяти ампер. Сниженный до допустимого уровня ток предотвращает открытое горение электрической дуги в месте замыкания. Для правильной работы данного устройства автоматике управления дугогасящим реактором необходимо выполнить настройку контура нулевой последовательности в резонанс, при котором наблюдается баланс емкостного тока сети и индуктивного тока реактора. Для выполнения данной настройки необязательно обладать информацией об абсолютных значениях параметров схемы замещения контура нулевой последовательности, но, определив их, устройство автоматики способно решать более широкий спектр задач, связанный с диагностикой сети и увеличением эффективности работы дугогасящего реактора. В данной статье рассматривается подход к решению задачи параметрической идентификации дугогасящего реактора с использованием метода интервальной оценки параметров объекта. Информация о режимах работы дугогасящего реактора получена при помощи имитационной модели объекта. С использованием полученных значений определены объектные параметры при помощи функции, обратной к имитационной модели. Зависимость объектных параметров от наблюдаемых аппроксимирована с использованием моделей верхней и нижней оценок каждого параметра. Для настройки моделей оценок применен метод квантильной регрессии. Выявлена потребность в увеличении обобщающей способности алгоритма. Предложен метод настройки параметров регуляризации процесса обучения для увеличения обобщающей способности алгоритма без увеличения информативности данных в обучающей выборке. Представлены результаты работы алгоритма на примере оценки параметров ветви намагничивания дугогасящего реактора. Получены границы интервала эквивалентного сопротивления потерь магнитопровода и индуктивности намагничивания. Проанализированы ограничения методов, даны рекомендации по улучшению качества работы алгоритмов.

Основной задачей автоматики управления дугогасящим реактором (ДГР) является настройка в резонанс контура нулевой последовательности (КНП) [11]. Для решения данной задачи необязательно знать абсолютные значения параметров схемы замещения КНП, однако, определив их, автоматика ДГР способна решить более широкий спектр задач, например, задачу диагностики сети или компенсации остаточного тока.

Подход к решению задачи параметрической идентификации [12] основан на аппроксимации однозначной обратной функции. При этом в общем случае обратная функция многозначна, а решения, предлагаемые в рассматриваемых работах, неуниверсальны. Вместо точечной оценки предлагается использовать интервальную оценку параметров объекта [4].

Необходимость использования многозначных функций [2] может являться следствием низкой информативности [5] доступных для наблюдения величин. В общем случае нескольким различным наборам объектных параметров может соответствовать один и тот же вектор наблюдаемых величин. В информационной теории релейной защиты примером такого явления является абсолютная нераспознаваемость [9].

Целью работы является поиск подхода для решения задачи параметрической идентификации ДГР.

Пусть имеется некоторая информация о режимах работы ДГР, представляющая собой соответствующие друг другу пары наблюдаемых векторов \mathbf{v} и векторов неизвестных объектных параметров \mathbf{x} , которые могут быть получены с помощью имитационной модели объекта (ИМО) или путем наблюдения за реальным объектом. Необходимо по наблюдаемым величинам определить интервал возможных значений объектных параметров.

Наблюдаемые величины связаны с объектными при помощи ИМО F . При отсутствии ИМО её функцию может выполнять реальный объект

$$\mathbf{v} = F(\mathbf{x}).$$

Задачу параметрической идентификации можно переформулировать в задачу поиска обратной функции F^{-1} , которая в общем случае является многозначной:

$$\mathbf{x} = F^{-1}(\mathbf{v}).$$

На рис. 1, *a* изображена идеализированная схема замещения ДГР [8]. В первичную обмотку установлен амперметр, измеряющий общий ток схемы замещения. Высокое входное сопротивление вольтметра позволяет принять ток вторичной обмотки равным нулю. Измеренные ток и напряжение связаны дифференциальным уравнением

$$i'(t) = \frac{u'(t)}{R} + \frac{u(t)}{L},$$

с помощью которого составлена система уравнений для двух моментов времени t_1 и t_2 :

$$\begin{cases} i'(t_1) = \frac{u'(t_1)}{R} + \frac{u(t_1)}{L}; \\ i'(t_2) = \frac{u'(t_2)}{R} + \frac{u(t_2)}{L}. \end{cases} \quad (1)$$

Решением системы (1) являются выражения

$$L = \frac{u(t_1)u'(t_2) - u'(t_1)u(t_2)}{i'(t_1)u'(t_2) - i'(t_2)u'(t_1)}, \quad (2)$$

$$R = \frac{u(t_1)u'(t_2) - u(t_2)u'(t_1)}{u(t_1)i'(t_2) - u(t_2)i'(t_1)}, \quad (3)$$

описанные в работе [3].

Однако идеализированная схема замещения имеет методическую погрешность. В общем случае ток и напряжения схемы измеряются через трансформаторы тока и напряжения (рис. 1, *б*)).

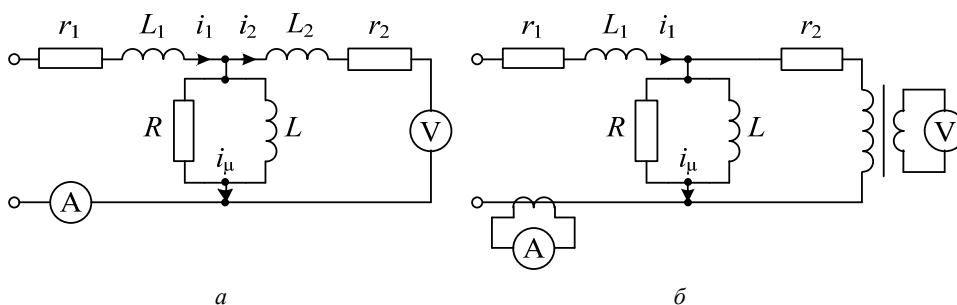


Рис. 1. Схема замещения ДГР: *а* – идеализированная; *б* – приближенная к реальной:
 r_1 – активное сопротивление первичной обмотки; L_1 – индуктивность рассеяния первичной обмотки; r_2 – активное сопротивление вторичной (сигнальной) обмотки; L_2 – индуктивность рассеяния вторичной обмотки; R – эквивалентное сопротивление потерь (потери на намагничивание); L – индуктивность намагничивания

Значения, полученные с помощью выражений (2) и (3), являются решением идеализированной схемы замещения (рис. 1, *а*) и представляют собой оценку параметров ДГР [7]. Измеряемые напряжение и ток описываются уравнениями

$$u = U \sin(\omega t + \varphi) e^{-\delta t};$$

$$i = \frac{U}{R} \sin(\omega t + \varphi) e^{-\delta t} + \frac{U}{L} \left(-\frac{\delta \sin(\omega t + \varphi)}{\delta^2 e^{\delta t} + \omega^2 e^{\delta t}} - \frac{\omega \cos(\omega t + \varphi)}{\delta^2 e^{\delta t} + \omega^2 e^{\delta t}} \right).$$

Для обобщения результатов измерений параметров R и L предлагается использовать алгоритм интервальной оценки [4]. В качестве векторов наблюдаемых значений (\mathbf{v}) можно использовать измеренные значения R и L , а в качестве векторов объектных параметров (\mathbf{x}) – их истинные значения. Также предлагается использовать линейную модель трансформатора тока (ТТ), заданную передаточной функцией с одной постоянной времени, которая варьируется сопротивлением нагрузки вторичной обмотки R_H :

$$W(p) = \frac{T_1 p}{T_1 p + 1}.$$

Варьируемые значения параметров представлены в таблице.

Варьируемые значения параметров модели

Величина	Диапазон варьирования величин
R , Ом	500 ... 2000
C , мкФ	50 ... 100
R_H , Ом	0.00048 ... 0.048

Алгоритм интервальной оценки реализован в виде двух моделей: верхней и нижней границ интервала [4].

Модели определены полиномами:

$$P_n(x) = a_0 + a_1 x + a_2 x^2 + \dots + a_n x^n, \quad (4)$$

где a_0, a_1, \dots, a_n числа коэффициенты многочлена ($n \in N$).

Подбор коэффициентов полиномов (4) происходит посредством решения задачи квантильной регрессии [1], т.е. минимизации функции квантильных потерь:

$$\varepsilon(e_i | q) = \begin{cases} qe_i, & e_i \geq 0; \\ (q-1)e_i, & e_i < 0, \end{cases}$$

где ε – квантильные потери; q – выбранный квантиль; e – абсолютная погрешность.

Для задания границ интервала предлагается использовать квантили, стремящиеся к q_{100} и q_0 . Для обеспечения устойчивости оптимизации в данном исследовании для верхней границы применяется q_{99} , а для нижней – q_1 квантиль.

По мере приближения к целевым квантилям границы интервала меняют свою форму и положение в зависимости от информативных точек, находящихся поблизости.

В процессе обучения модели, описывающей прецеденты, возникает дилемма смещения-дисперсии, где смещение – это мера ошибочного предположения модели, дисперсия – это восприимчивость модели к малым отклонениям. Дилемма заключается в том, что смещение и дисперсия – связанные величины и при уменьшении одной увеличивается другая. В процессе обучения разрабатываемый метод должен найти баланс между смещением и дисперсией путем выбора оптимальной сложности модели [6]. Для оптимизации сложности алгоритма предлагается использовать метод регуляризации, который добавляет дополнительные ограничения на решение оптимизационной задачи для предотвращения переобучения [10]. Ограничения накладываются путем дополнения штрафов, зависящих от величин параметров модели оптимизируемой функции:

$$E = \sum_i (x_i - x(v_i))^2 + \lambda_1 \sum_i |w_i| + \lambda_2 \sum_i w_i^2,$$

где E – регуляризация; λ_1 , λ_2 – коэффициенты регуляризации; w – коэффициенты модели границы интервала.

Существуют базовые методы регуляризации: метод регуляризации через манхэттенское расстояние и метод регуляризации Тихонова [13]. Возможны варианты регуляризации, которые используют другие математические преобразования коэффициентов модели, а также несколько методов одновременно.

На рис. 2 изображена блок-схема алгоритма регуляризации процесса обучения модели: где λ – сила регуляризации; k – скорость изменения λ . Каждую итерацию алгоритм обучает модель оценки границ интервала на обучающей выборке, оценивает качество работы модели на тестовой выборке, корректирует силу регуляризации λ . На рис. 3 и 4 представлены результаты работы алгоритма. Получены границы интервала R и L , прогнозируемые моделью (сплошная линия).

Результат работы алгоритма позволяет определить границы интервала объектных параметров ДГР. Метод регуляризации позволил увеличить обобщающую способность модели, описывающей прецеденты, без увеличения информативности данных.

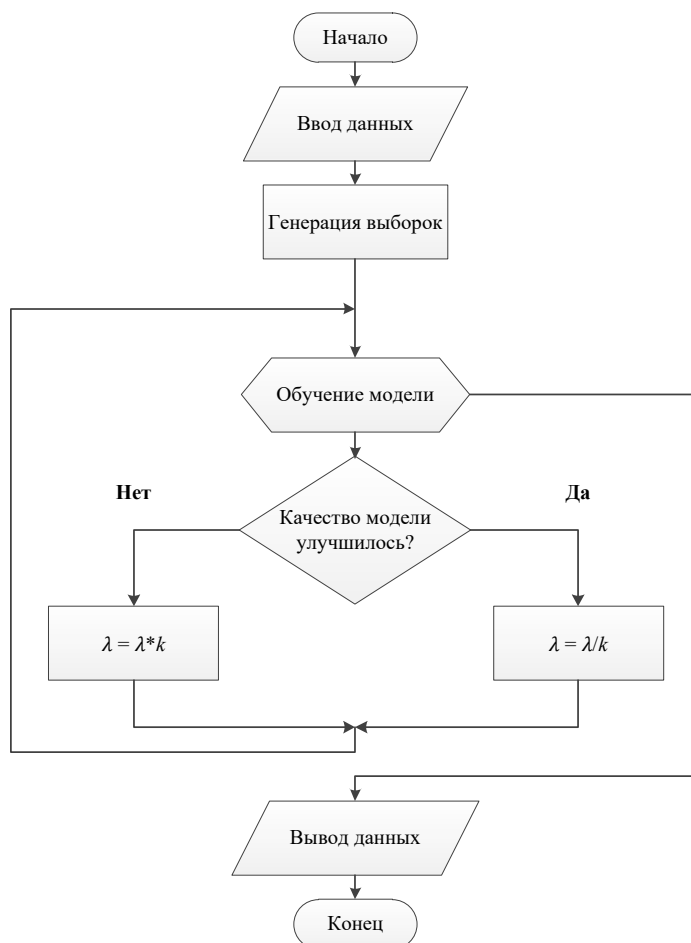


Рис. 1. Блок-схема алгоритма регуляризации процесса обучения модели

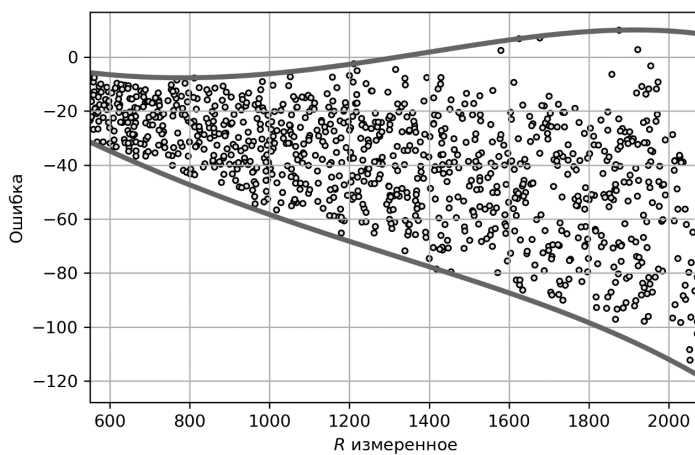


Рис. 2. Результаты работы алгоритма интервальной оценки параметра активного сопротивления потерь

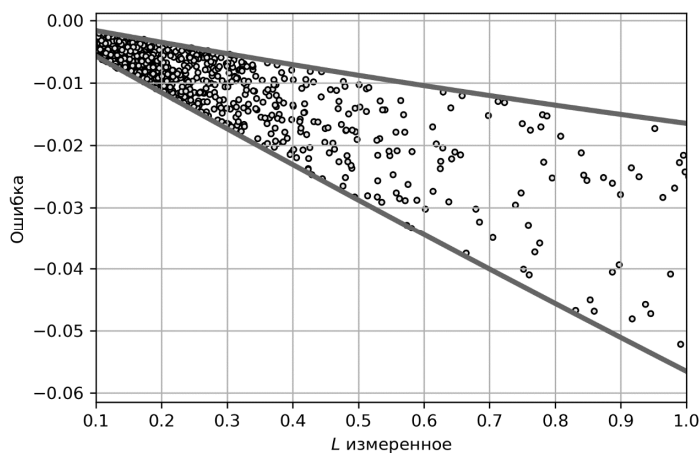


Рис. 3. Результаты работы алгоритма интервальной оценки параметра индуктивности

Алгоритм интервальной оценки параметров позволяет получить наилучший результат в случае отсутствия ИМО, когда для получения информации о режиме работы объекта используется реальный объект. При увеличении количества и информативности точек определяемые границы интервала стремятся к истинным.

Зависимость результатов работы алгоритма от информативности обучающих данных обуславливает актуальность применения активного обучения моделей параметрического идентификатора [5]. Каждая итерация активного обучения позволяет использовать информативные точки текущей выборки для генерации новых информативных точек, при этом границы интервала объектных параметров стремятся к истинным.

Выводы. 1. Разработан алгоритм интервальной оценки параметров объекта, основанный на решении задачи квантильной регрессии.

2. В качестве информационной базы алгоритм может использовать как имитационную модель объекта, так и информацию с реального объекта. Предлагаемый алгоритм интервальной оценки параметров позволяет получить наилучший результат при использовании реального объекта в отсутствие имитационной модели наблюдаемого объекта. При увеличении количества и информативности точек определяемые границы интервала стремятся к истинным.

3. Разработанный алгоритм не требует предварительной настройки коэффициента регуляризации, что упрощает работу с ним.

Литература

1. Васильева С.Н., Кан Ю.С. Метод линеаризации для решения задачи квантильной оптимизации с функцией потерь, зависящей от вектора малых случайных параметров // Автоматика и телемеханика. 2017. № 7. С. 95–109.

2. Горбань И.И. Многозначные величины, последовательности и функции // Математические машины и системы. 2012. № 3. С. 147–161.

3. Дементий Ю.А., Николаев К.П. Определение индуктивности ДГР в базисе мгновенных величин // Динамика нелинейных дискретных электротехнических и электронных систем: материалы XIV Всерос. науч.-техн. конф. Чебоксары: Изд-во Чуваш. ун-та, 2021. С. 343–347.

4. Дементий Ю.А., Шорников Е.В. Машинное обучение для интервальной оценки параметров объекта // Современные тенденции развития цифровых систем релейной защиты и автоматики: материалы науч.-техн. конф. молодых специалистов форума «РЕЛАВЭКСПО – 2021». Чебоксары: Изд-во Чуваш. ун-та, 2021. С. 153–157.

5. Дементий Ю.А., Шорников Е.В. Применение активного обучения для построения моделей параметрической идентификации // Динамика нелинейных дискретных электротехнических и электронных систем: материалы XIV Всероссийской науч.-техн. конф. Чебоксары: Изд-во Чуваш. ун-та, 2021. С. 446–450.

6. Дементий Ю.А., Шорников Е.В. Регуляризация в задаче обучения интеллектуальных алгоритмов параметрической идентификации // Динамика нелинейных дискретных электротехнических и электронных систем: материалы XIV Всероссийской науч.-техн. конф. Чебоксары: Изд-во Чуваш. ун-та, 2021. С. 450–454.

7. Кузьмин А.А., Медведев В.Г., Петров М.И., Хадыев И.Г. К вопросам оценки параметров активной части реактора дугогашения с распределенными зазорами // Вестник Чувашского университета. 2019. № 3. С. 119–126.

8. Лейтес Л.В. Электромагнитные расчеты трансформаторов и реакторов. М.: Энергия, 1981. 392. С.

9. Лямец Ю.Я., Нудельман Г.С., Подшивалин А.Н., Закончек Я.В. Об информационной теории релейной защиты // Известия Академии электротехнических наук РФ. 2009. № 1. С. 32–44.

10. Фалейчик, А. А, Кожевников А.В., Степанов М.В. Использование имитационного моделирования в решении оптимизационных задач // Наука и образование: актуальные исследования и разработки: материалы II Всерос. науч.-практ. конф. (Чита, 25–26 апреля 2019 г.). Чита: Изд-во Забайкальского гос. ун-та, 2019. С. 75–79.

11. Черников А.А. Компенсация ёмкостных токов в сетях с незаземлённой нейтралью. М.: Энергия, 1974. 96 с.

12. Benavides M., Telen D., Lauwers J, Logist F., Impe J. V., Vande Wouwer A. Parameter identification of the Droop model using optimal experimental design. *IFAC – PapersOnLine*, 2015, no. 1(48), pp. 586–591.

13. Boyd S., Vandenberghe L. *Convex Optimization*. Cambridge, Cambridge University Press, 2007, 716 p.

ДЕМЕНТИЙ ЮРИЙ АНАТОЛЬЕВИЧ – кандидат технических наук, руководитель группы, ООО «Релематика», Россия, Чебоксары (dementiy.yu.a@gmail.com).

ШОРНИКОВ ЕВГЕНИЙ ВЛАДИМИРОВИЧ – инженер-исследователь, ООО «Релематика», Россия, Чебоксары (shornikov.ev.vl@gmail.com).

НИКОЛАЕВ КИРИЛЛ ПЕТРОВИЧ – техник-исследователь, ООО «Релематика», Россия, Чебоксары (nikolaev.kirill.p@mail.ru).

Yuri A. DEMENTIY, Evgeny V. SHORNIKOV, Kirill P. NIKOLAEV

SMART ALGORITHM FOR INTERVAL ESTIMATION OF ARC-QUENCHING REACTOR PARAMETERS

Key words: machine learning, interval estimation, parametric identification, Peterson coil, regularization, data informativity, generalization ability.

The purpose of the arc suppression reactor is to reduce the capacitive current of the network to a safe level where the single-phase earth fault current at the fault location does not exceed five amperes. The current reduced to a permissible level prevents open arcing at the fault location. For proper operation of this device, the arc suppression reactor control automatics needs to

adjust the zero-sequence circuit to resonance, which balances the capacitive current of the mains and the inductive current of the reactor. To perform this tuning, it is not necessary to have information about the absolute values of the parameters of the zero-sequence circuit, but by determining them, the automation device is able to solve a wider range of tasks related to network diagnostics and increasing the efficiency of the arc suppression reactor. In this article we consider an approach to solving the problem of parametric identification of arc suppression reactor using the method of interval estimation of object parameters. The information about the operation modes of the arc suppression reactor is obtained by means of a simulation model of the object. Using the observed values, the object parameters are obtained by use of the inverse function to the simulation model. The dependence of the object parameters on the observed parameters is approximated using upper and lower parameter estimation models. The quantile regression method was applied to tune the estimation models. The need to increase the generalization ability of the algorithm is revealed. The method of adjustment of parameters of regularization of learning process to increase generalization ability of algorithm without increase of informativity of data in a training sample is offered. The results of algorithm performance are presented on the example of magnetization branch parameters estimation of arc suppression reactor. The boundaries of the interval of equivalent magnetic core loss resistance and magnetizing inductance are obtained. The limitations of the methods are analyzed, and recommendations for improving the quality of the algorithms are given.

References

1. Vasilyeva S.N., Kahn Y.S. *Metod linearizatsii dlya resheniya zadachi kvantil'noi optimizatsii s funktsiei poter', zavisyashchei ot vektora malyykh sluchainyykh parametrov* [Linearization method for solving the quantile optimization problem with the loss function depending on the vector of small random parameters]. *Automation and telemekhanics*, 2017, no. 7, pp. 95–109.
2. Gorban I.I. *Mnogoznachnye velichiny, posledovatel'nosti i funktsii* [Multivalued values, sequences and functions]. *Matematicheskie mashiny i sistemy*, 2012, no. 3, pp. 147–161.
3. Dementiy Yu.A., Nikolaev K.P. *Opredelenie induktivnosti DGR v bazise mgnovennykh velichin* [Determination of inductance of DGR in the basis of instantaneous quantities]. In: *Dinamika nelineinykh diskretnykh elektrotekhnicheskikh i elektronnykh sistem: materialy XIV Vserossiiskoi nauch.-tekhn. konf.* [Proc. of 14th All-Russian Sci. Conf. «Dynamics of nonlinear discrete electrical and electronic systems»]. Cheboksary, Chuvash University Publ., 2021, pp. 343–347.
4. Dementiy Yu.A., Shornikov E.V. *Mashinnoe obuchenie dlya interval'noi otsenki parametrov ob'ekta* [Machine learning for interval estimation of the object parameters]. In: *Sovremennyye tendentsii razvitiya tsifrovyykh sistem releinoi zashchity i avtomatiki: materialy nauch. -tekhn. konf. molodykh spetsialistov foruma «RELAVEKSP0 – 2021»* [Proc. of Sci. Conf. «Modern tendencies in development of digital systems of relay protection and automatics (RELAVEXPO-2021)»]. Cheboksary, Chuvash University Publ., 2021, pp. 153–157.
5. Dementiy Yu.A., Shornikov E.V. *Primenenie aktivnogo obucheniya dlya postroyeniya modelei parametriceskoi identifikatsii* [The Application of Active Learning for Parametric Identification Models Development]. In: *Dinamika nelineinykh diskretnykh elektrotekhnicheskikh i elektronnykh sistem: materialy XIV Vserossiiskoi nauch.-tekhn. konf.* [Proc. of 14th Int. Sci. Conf. «Dynamics of Nonlinear Discrete Electrical and Electronic Systems»]. Cheboksary, Chuvash University Publ., 2021, pp. 446–450.
6. Dementiy Yu.A., Shornikov E.V. *Regulyarizatsiya v zadache obucheniya intellektual'nykh algoritmov parametriceskoi identifikatsii* [Regularization in the task of training of intelligent algorithms of parametric identification] In: *Dinamika nelineinykh diskretnykh elektrotekhnicheskikh i elektronnykh sistem: materialy XIV Vserossiiskoi nauch.-tekhn. konf.* [Proc. of 14th Int. Sci. Conf. «Dynamics of Nonlinear Discrete Electrical and Electronic Systems»]. Cheboksary, Chuvash University Publ., 2021, pp. 450–454.
7. Kuzmin A.A., Medvedev V.G., Petrov M.I., Khadyev I.G. *K voprosam otsenki para-metrov aktivnoi chasti reaktora dugogasheniya s raspredelennymi zazorami* [To the evaluation of active part parameters of arc-quenching reactor with distributed gaps]. *Vestnik Chuvashskogo Universiteta*, 2019, no. 3, pp. 119–126.

8. Leytes L.V. *Elektromagnitnye raschety transformatorov i reaktorov* [Electromagnetic calculations of transformers and reactors]. Moscow, Energy Publ., 1981, 392 p.
9. Lyamets Y.Y., Nudelman G.S., Podshivalin A.N., Zachek Y.V. *Ob informatsionnoi teorii releinoi zashchity* [About information theory of relay protection]. *Izvestiya Akademii elektrotekhnicheskikh nauk RF*, 2009, no. 1, pp. 32–44.
10. Faleichik, A. A., Kozhevnikov A.V., Stepanov M.V. *Ispol'zovanie imitatsionnogo modelirovaniya v reshenii optimizatsionnykh zadach* [Using simulation modeling in solving optimization problems]. In: *Nauka i obrazovanie: aktual'nye is-sledovaniya i razrabotki: materialy II Vseros. nauch.-prakt. konf. (Chita, 25–26 aprelya 2019 g.)* [Proc. of 2nd Russ. Sci. Conf. «Science and Education: current research and development»]. Chita, 2019, pp. 75–79.
11. Chernikov A.A. *Kompensatsiya emkostnykh tokov v setyakh s nezazemlennoi neutral'yu* [Compensation of capacitive currents in networks with ungrounded neutral]. Moscow, Energy Publ., 1974, 96 p.
12. Benavides M., Telen D., Lauwers J, Logist F., Impe J. V., Vande Wouwer A. Parameter identification of the Droop model using optimal experimental design. *IFAC – PapersOnLine*, 2015, no. 1(48), pp. 586–591.
13. Boyd S., Vandenberghe L. *Convex Optimization*. Cambridge, Cambridge University Press, 2007, 716 p.

YURI A. DEMENTIY – Candidate of Technical Sciences, Head of the Group, Relematika LLC, Russia, Cheboksary (dementiy.yu.a@gmail.com).

EVGENY V. SHORNIKOV – Researcher-Engineer, Relematika LLC, Russia, Cheboksary (shornikov.ev.vl@gmail.com).

KIRILL P. NIKOLAEV – Technician-Researcher, Relematika LLC, Russia, Cheboksary (nikolaev.kirill.p@mail.ru).

Формат цитирования: Дементий Ю.А., Шорников Е.В., Николаев К.П. Интеллектуальный алгоритм интервальной оценки параметров дугогасящего реактора // Вестник Чувашского университета. – 2021. – № 3. – С. 64–72. DOI: 10.47026/1810-1909-2021-3-64-72.