

СТАНДАРТИЗАЦИЯ, СЕРТИФИКАЦИЯ И УПРАВЛЕНИЕ КАЧЕСТВОМ
STANDARDIZATION, CERTIFICATION AND QUALITY MANAGEMENT

ISSN 1995-2732 (Print), 2412-9003 (Online)

УДК 621.778

DOI: 10.18503/1995-2732-2021-19-3-84-89



УПРАВЛЕНИЕ КАЧЕСТВОМ МЕТИЗНОЙ ПРОДУКЦИИ НА ОСНОВЕ РОБАСТНОГО ПАРАМЕТРИЧЕСКОГО ПРОЕКТИРОВАНИЯ

Пивоварова К.Г.

Магнитогорский государственный технический университет им. Г.И. Носова, Магнитогорск, Россия

Аннотация. Для метизных предприятий жизненно важными являются вопросы обеспечения заданного уровня потребительских свойств новых и традиционных видов продукции на основе эффективного управления качеством в процессах технологической обработки. При проектировании технологических процессов метизного производства всегда присутствуют шумовые факторы, такие как неточные исходные данные, связанные с неопределенностью условий окружающей среды, неравномерным качеством сырья, несовершенством технологического оборудования. В связи с этим актуальным вопросом является разработка методологии проектирования процессов изготовления метизных изделий, учитывающая параметрическую неопределенность исходных данных. В настоящее время одним из приоритетных и активно развивающихся направлений является робастное параметрическое проектирование. Применение робастной оптимизации дает возможность разработать технологию, нечувствительную к вариациям шумовых факторов. Метод основан на использовании ортогональных матриц, которые представляют собой минимальный набор экспериментов с различными комбинациями уровней параметров. Робастный эксперимент связан с двумя матрицами: матрицей параметров управления и матрицей шумовых факторов. Предлагается методология для проектирования новых и совершенствования действующих технологических процессов метизного производства с применением робастной оптимизации. Данная процедура может быть применена как для проектирования новой технологии, так и для совершенствования действующей. Для сведения показателей качества в единую целевую функцию предлагается использовать серый реляционный анализ (GRA), метод, который анализирует степень и уровень отношения разнородных параметров для их дискретной последовательности. Робастный подход может быть эффективно использован применительно к разработке новых и совершенствованию действующих процессов изготовления металлических изделий. Практическое применение данной методологии позволит существенно сократить время принятия технологических решений по обеспечению заданного уровня качества готовой продукции.

Ключевые слова: метизное производство, робастная оптимизация, робастность, робастный эксперимент, шумовые факторы, показатели качества, дисперсионный анализ, GRA.

© Пивоварова К.Г., 2021

Для цитирования

Пивоварова К.Г. Управление качеством метизной продукции на основе робастного параметрического проектирования // Вестник Магнитогорского государственного технического университета им. Г.И. Носова. 2021. Т.19. №3. С. 84–89. <https://doi.org/10.18503/1995-2732-2021-19-3-84-89>



Контент доступен под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 License.
The content is available under Creative Commons Attribution 4.0 License.

METALWARE QUALITY MANAGEMENT BASED ON A ROBUST PARAMETER DESIGN

Pivovarova K.G.

Nosov Magnitogorsk State Technical University, Magnitogorsk, Russia

Abstract. The issues of ensuring a set level of consumer properties of new and conventional types of products by efficient quality management in treatment processes are vital for metalware plants. When designing technological processes of metalware production, there are always noise factors, such as inaccurate initial data associated with the uncertainty of ambient conditions, a varying quality of raw materials, and imperfection of technological equipment. In this regard, an urgent issue is to develop a methodology for designing the processes of manufacturing metalware, taking into account parameter uncertainty of initial data. Now, one of the actively developing priorities is a robust parameter design. The use of robust optimization makes it possible to develop a technology that is insensitive to variations of noise factors. The method is based on using orthogonal matrices, representing a minimum set of experiments with various combinations of levels of parameters. A robust experiment is associated with two matrices: a matrix of control parameters and a matrix of noise factors. The paper describes a suggested methodology of designing new and improving existing technological processes of metalware production using robust optimization. This procedure may be applied both for designing a new technology and improving the existing one. To reduce quality indicators to a single objective function, a grey relational analysis (GRA) is used. This is a method of analyzing the degree and level of correlation between different parameters for their discrete sequence. A robust approach may be efficiently applied for developing new and improving existing processes of manufacturing metalware. A practical application of this methodology will significantly reduce time required to work out technological solutions for ensuring a set level of quality of finished products.

Keywords: metalware production, robust optimization, robustness, robust experiment, noise factors, quality indicators, ANOVA, GRA.

For citation

Pivovarova K.G. Metalware Quality Management Based on a Robust Parameter Design. *Vestnik Magnitogorskogo Gosudarstvennogo Tekhnicheskogo Universiteta im. G.I. Nosova* [Vestnik of Nosov Magnitogorsk State Technical University]. 2021, vol. 19, no. 3, pp. 84–89. <https://doi.org/10.18503/1995-2732-2021-19-3-84-89>

Введение

Создание все более сложных узлов, агрегатов и механизмов с новым уровнем потребительских свойств, стремление к минимизации затрат на переработку и максимальной продолжительности эксплуатационного срока продукции определяют тенденцию постоянного ужесточения требований потребителей к показателям качества металлических изделий. В связи с этим для метизных предприятий жизненно важными являются вопросы обеспечения заданного уровня потребительских свойств новых и традиционных видов продукции [1].

Производство металлических изделий (метизов) характеризуется широкой номенклатурой типоразмеров, индивидуальными характеристиками каждого изделия, а также многостадийностью производства. В этих условиях эффективно управлять качеством уже на этапе проектирования технологии [2]. При проектировании технологических процессов метизного производства всегда присутствуют неточные исходные данные, связанные с неопределенностью условий окружающей среды, неравномерным качеством сырья, несовершенством технологического оборудования. В условиях

существующей параметрической неопределенности управление процессом должно быть устойчивым, то есть обеспечивать заданный уровень показателей качества [1-3].

Существующие методологии проектирования процессов метизного производства являются недостаточно гибкими, поскольку требуют большого объема статистических данных для анализа и принятия решений. Они не позволяют управлять качеством на этапе освоения технологии, тем самым замедляя выход на стадию серийного производства. В связи с этим на сегодняшний день актуальной задачей является разработка методологии проектирования метизного производства, учитывающей параметрическую неопределенность исходных данных, позволяющей улучшить качество продукции, а также снизить стоимость проектирования технологии.

Полученные результаты и их обсуждение

Решить эту задачу возможно с помощью метода робастной оптимизации. Робастность – это состояние, в котором характеристики технологии, процесса или продукции нечувствительны (в определенном диапазоне) к воздействию де-

стабилизирующих факторов (внешней среды или производственных). Робастная оптимизация позволяет разработать технологию, нечувствительную к вариациям шумовых факторов [4-6].

На **рис. 1** приведена предлагаемая схема проектирования технологических процессов метизного производства. Данная процедура может быть применена как для проектирования новой технологии, так и для совершенствования действующей.

Робастный подход используется для оптимизации параметров процесса при минимальном количестве экспериментов. Эксперименты могут быть выполнены одним из двух способов: посредством компьютерного или физического моделирования. Компьютерное моделирование возможно, если существует математическая модель процесса, связывающая показатель качества с влияющими на него параметрами. В ином случае выполняется физическое моделирование.

В общем случае все входные переменные, способные объяснить результат эксперимента, можно разделить на две основные группы: те, которыми мы реально управляем (т. е. выбираем их значения по своему усмотрению), и те, которыми мы управлять не можем. Входные переменные, значения которых специальным образом изменяются во время исследования, называются параметрами управления. Факторы, которыми невозможно управлять, называются шумовыми факторами. На этапе выбора шумовых факторов и параметров управления необходимо правильно их идентифицировать.

Метод основан на использовании ортогональных матриц, которые представляют собой минимальный набор экспериментов с различными комбинациями уровней параметров [7].

Робастный эксперимент связан с двумя матрицами: матрица параметров управления и матрица шумовых факторов. Матрица параметров управления определяет их экспериментальные значения. Ее столбцы представляют собой параметры управления, а строки – различные комбинации значений параметров. Матрица шумовых факторов определяет экспериментальные значения шумовых факторов. Ее столбцы представляют собой шумовые факторы, а строки – различные комбинации значений шумовых факторов.

Каждая строка матрицы параметров управления сочетается со всеми строками матрицы шумовых факторов. Таким образом, реализуемый план робастного проектирования представляет собой произведение матрицы параметров управления и матрицы шумовых факторов.

В примере на **рис. 2** имеется 9 комбинаций параметров управления и 4 комбинации шумовых факторов [8]. Целевая характеристика качества оценивается для 4-х промежуточных значений, полученных для каждого из 9-ти наборов параметров управления.

Таким образом, вариация множества значений целевой функции имитирует выход значений показателя качества для заданных параметров управления. Множество результатов наблюдений для каждого набора параметров используется для вычисления критерия, называемого выходной статистикой. Вычисленные значения выходной статистики используются для оценки оптимальных значений параметров управления. В качестве выходной статистики используется отношение «сигнал-шум» SN. Это отношение выражается через среднеквадратическое отклонение от середины поля допуска показателя качества.

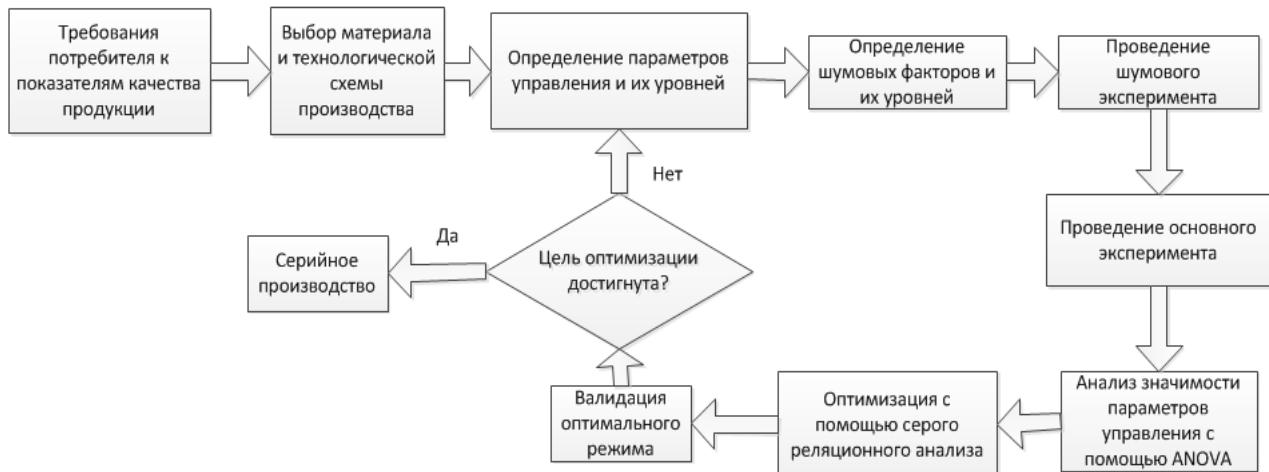


Рис. 1. Методология проектирования процессов метизного производства на основе робастной оптимизации
Fig. 1. Methodology of designing metalware production processes based on robust optimization

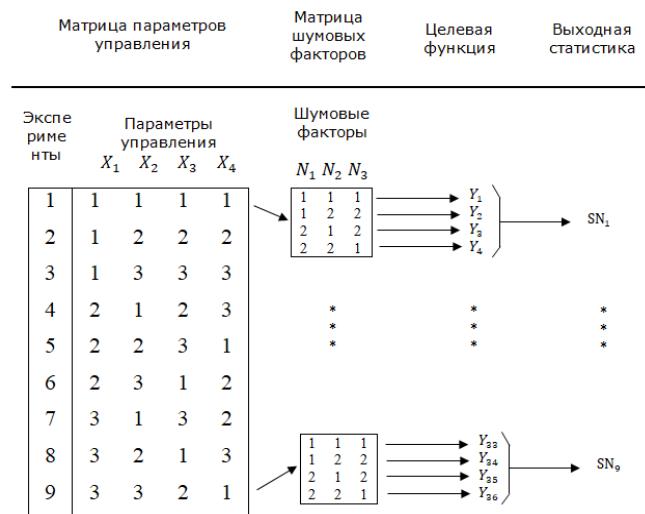


Рис. 2. Схема робастного эксперимента
Fig. 2. Scheme of a robust experiment

Отношение SN зависит от цели. Существует три типа целевых функций: цель – номинальное значение (для двустороннего допуска), цель – меньшее значение (для одностороннего допуска с верхней границей); цель – большее значение (для одностороннего допуска с нижней границей).

Соотношение SN задается следующими выражениями:

– цель – номинальное значение:

$$SN = 10 \cdot \lg \frac{\bar{y}^2}{S^2}; \quad (1)$$

– цель – меньшее значение:

$$SN = 10 \cdot \lg \frac{\sum_{i=1}^n y_i^2}{S^2}; \quad (2)$$

– цель – большее значение:

$$SN = 10 \cdot \lg \frac{\sum_{i=1}^n \frac{1}{y_i^2}}{n}, \quad (3)$$

где y – измеренное значение показателя качества; \bar{y} – среднее измеренное значение показателя качества; S – среднеквадратическая ошибка результатов измерений; n – количество измерений.

Для каждого опыта основного плана вычисляется отношение SN и анализируется его зависимость от каждого управляющего фактора, фиксируя те значения факторов, при которых SN достигает максимума. Полученный вариант значений ($i = 1, 2, \dots, k$) соответствует робастному оптимальному режиму, обеспечивающему желаемое значение выходного показателя y и одно-

временно минимизирующему его изменчивость. Такой робастный вариант дает наилучшее значение показателя качества y с одновременной минимизацией потерь производителя.

Для интерпретации экспериментальных результатов робастного эксперимента используется дисперсионный анализ. Дисперсионный анализ – это численный подход, используемый для анализа индивидуального влияния независимых переменных на целевую функцию. Цель анализа состоит в том, чтобы определить значение p -критерия для каждого параметра управления. Фактор, имеющий наименьшее значение p , оказывает наибольшее влияние на выходную характеристику [9, 10].

Оптимальные технологические параметры, полученные в результате анализа Тагути, не одинаковы для различных показателей качества. Следовательно, используемый метод необходимо дополнить методом принятия решений. Для сведения показателей качества в единую целевую функцию используется серый реляционный анализ (GRA), метод, который анализирует степень и уровень отношения разнородных параметров для их дискретной последовательности [11].

На первом этапе GRA проводится нормирование экспериментальных данных в диапазоне от 0 до 1 в соответствии с целью «номинал – лучше» по зависимости [12]:

$$z_{ij} = 1 - \frac{|y_{ij} - y_j^*|}{\max_j y_{ij} - y_j^*}, \quad (4)$$

где y_{ij} – величина отклика для j -го эксперимента;

y_j^* – целевое (номинальное) значение отклика.

Для цели «больше – лучше» нормирование проводится по зависимости

$$z_{ij} = \frac{y_{ij} - \min_j y_{ij}}{\max_j y_{ij} - \min_j y_{ij}}. \quad (5)$$

Для цели «меньше – лучше» нормирование проводится по зависимости

$$z_{ij} = \frac{\max_j y_{ij} - y_{ij}}{\max_j y_{ij} - \min_j y_{ij}}. \quad (6)$$

Серый реляционный коэффициент, который рассчитывается для определения соотношения между идеальным и фактическим экспериментальными результатами, определяется как

$$\varepsilon_{ij} = \frac{\min_j |z_i^0 - z_{ij}| + \varphi \max_j |z_i^0 - z_{ij}|}{|z_i^0 - z_{ij}| + \varphi \max_j |z_i^0 - z_{ij}|}, \quad (7)$$

где $z_i^0 = 1$ – это идеальный результат (т.е. лучший нормализованный результат) для i -й характеристики качества, $\varphi = [0,1]$ – коэффициент отличия, целью которого является ослабление эффекта $\max_j |z_i^0 - z_{ij}|$, когда он становится слишком большим и, следовательно, увеличивает разницу значимости серого реляционного коэффициента. В общем, его значение принимается равным 0,5, если все параметры процесса имеют равный вес [13].

Для интеграции полученных значений коэффициентов ε_{ij} для каждого эксперимента в интегрированную реляционную оценку используется метод весовых коэффициентов. Общая оценка множественных характеристик качества определяется по зависимости

$$\gamma_j = \sum_{i=1}^n \omega_i \varepsilon_{ij}, \quad (8)$$

где ω_i – вес i -го фактора.

Для того чтобы убедиться, получено ли какое-либо улучшение результатов с помощью оптимальных параметров, проводится валидационный эксперимент. Относительная оценка серого реляционного коэффициента при оптимальном режиме рассчитывается следующим образом [14]:

$$\bar{\gamma} = \bar{\gamma} + \sum_{i=1}^n (\gamma_i - \bar{\gamma}), \quad (9)$$

где $\bar{\gamma}$ – среднее значение серого реляционного коэффициента; γ_i – среднее значение серого

реляционного коэффициента при оптимальном режиме; n – количество параметров управления, существенно влияющих на целевые функции.

Если валидационный эксперимент показал улучшение показателей качества, значит, цель оптимизация достигнута.

Заключение

В работе предложена методология проектирования процессов метизного производства на основе робастной оптимизации. Робастный подход может быть эффективно использован применительно к разработке новых и совершенствованию действующих процессов изготовления металлических изделий. Практическое применение данной методологии позволит существенно сократить время принятия технологических решений по обеспечению заданного уровня качества готовой продукции. Использование робастного планирования эксперимента позволяет заложить устойчивость показателей качества к различным видам шумовых воздействий на этапе проектирования технологического процесса.

Список литературы

- Управление качеством продукции в технологиях метизного производства: монография / А.Г. Корчунов, М.В. Чукин, Г.С. Гун, М.А. Полякова. М.: Издательский дом «Руда и Металлы», 2012. 164 с.
- Pivovarova K.G., Korchunov A.G. Methodology for managing quality indicators of hardware products with elements of robust design. Chernye Metally. 2020, Issue 12, pp. 38-43. doi: 10.17580/chm.2020.12.05
- Корчунов А.Г., Лысенин А.В. Управление качеством метизной продукции в условиях неопределенности технологической информации // Вестник Магнитогорского государственного технического университета им. Г.И. Носова. 2012. № 3. С. 45-48.
- Кирин Ю.П., Кирьянов В.В. Робастное управление технологическими процессами производства губчатого титана // Научно-технический вестник Поволжья. 2016. № 2. С. 120-123.
- Feng S., Tesi P. Resilient control under denial-of-service: Robust design. Automatica. 2017, vol. 79, pp. 42-51. doi:10.1016/j.automatica.2017.01.031
- Bertsimas D., Gupta V., Kallus N. Data-driven robust optimization. Mathematical Programming. 2018, vol. 167, pp. 235-292. doi:10.1007/s10107-017-1125-8
- Amit Kaushal, Rajath Alexander, P.T. Rao, Jyoti Prakash, Kinshuk Dasgupta. Artificial neural network, Pareto optimization, and Taguchi analysis for the synthesis of single-walled carbon nanotubes. Carbon Trends. 2021, vol. 2, 10016. doi:10.1016/j.cartre.2020.100016
- Варжапетян А. Г. Современные инструменты менеджмента качества. Робастное проектирование: учебное пособие. СПб.: ГУАП, 2008. 172 с.

9. Ghalme S., Mankar A., Bhalerao Y. Integrated Taguchi-simulated annealing (SA) approach for analyzing wear behaviour of silicon nitride. *Journal of applied research and technology*. 2019, vol. 15, no. 6, pp. 624-632. doi: 10.1016/j.jart.2017.08.003
 10. Alsaadi N., Sheeraz M. A. Design and optimization of bimorph energy harvester based on Taguchi and ANOVA approaches. *Alexandria Engineering Journal*. 2020, vol. 59, Issue 1, pp. 117-127. doi:10.1016/j.aej.2019.12.016
 11. Agboola O.O., Ikubanni P.P., Adeleke A.A., Adediran A.A., Adesina O.S., Aliyu S.J., Olabamiji T.S. Optimization of heat treatment parameters of medium carbon steel quenched in different media using Taguchi method and grey relational analysis. *Heliyon*. 2020, vol. 6, Issue 7, e04444. doi:10.1016/j.heliyon.2020.e04444
 12. Umamaheswarao P., Ranga Raju D., Suman KNS, Ravi Sankar B. Multi objective optimization of process parameters for hard turning of AISI 52100 steel using Hybrid GRA-PCA. *Procedia computer science*. 2018, vol. 133, pp. 703-710. doi:10.1016/j.procs.2018.07.129
 13. Naqiuuddin N. H., Saw L.H., Yew M.C., Yusof F., Poon H.M., Cai Z., Thiam H.S. Numerical investigation for optimizing segmented micro-channel heat sink by Taguchi-Grey method. *Applied Energy*. 2018, vol. 222, pp. 437-450. doi:10.1016/j.apenergy.2018.03.186
 14. Das M. K., Kumar K., Barman T. Kr., Sahoo P. Optimization of surface roughness and MRR in electrochemical machining of EN31 tool steel using grey-Taguchi approach. *Procedia Materials Science*. 2014, vol. 6, pp. 729-740. doi: 10.1016/j.mspro.2014.07.089
- References**
1. Korchunov A.G., Chukin M.V., Gun G.S., Polyakova M.A. *Upravlenie kachestvom produktii v tekhnologiyakh metiznogo proizvodstva: monografiya* [Product quality management in metalware production technologies: monograph]. Moscow: Ore and metals, 2012, 164 p. (In Russ.)
 2. Pivovarova K.G., Korchunov A.G. Methodology for managing quality indicators of hardware products with elements of robust design. *Chernye Metally*. 2020, issue 12, pp. 38-43. doi: 10.17580/chm.2020.12.05
 3. Korchunov A.G., Lysenin A.V. Metalware quality management in conditions of uncertain process information. *Vestnik Magnitogorskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta im. G.I. Nosova* [Vestnik of Nosov Magnitogorsk State Technical University], 2012, vol. 39, no. 3, pp. 45-48. (In Russ.)
 4. Kirin Yu.P., Kiryanov V.V. Robust management of sponge titanium production processes. *Nauchno-*
 5. Feng S., Tesi P. Resilient control under denial-of-service: Robust design. *Automatica*. 2017, vol. 79, pp. 42-51. doi:10.1016/j.automatica.2017.01.031
 6. Bertsimas D., Gupta V., Kallus N. Data-driven robust optimization. *Mathematical Programming*. 2018, vol. 167, pp. 235-292. doi:10.1007/s10107-017-1125-8
 7. Amit Kaushal, Rajath Alexander, P.T. Rao, Jyoti Prakash, Kinshuk Dasgupta. Artificial neural network, Pareto optimization, and Taguchi analysis for the synthesis of single-walled carbon nanotubes. *Carbon Trends*. 2021, vol. 2, 10016. doi:10.1016/j.cartre.2020.100016
 8. Varzhapetyan A.G. *Sovremennye instrumenty menedzhmenta kachestva. Robastnoe proektirovanie: uchebnoe posobie* [Modern quality management tools. Robust design: a textbook]. Saint Petersburg: GUAP, 2008, 172 p. (In Russ.)
 9. Ghalme S., Mankar A., Bhalerao Y. Integrated Taguchi-simulated annealing (SA) approach for analyzing wear behaviour of silicon nitride. *Journal of Applied Research and Technology*. 2019, vol. 15, no. 6, pp. 624-632. doi: 10.1016/j.jart.2017.08.003
 10. Alsaadi N., Sheeraz M. A. Design and optimization of bimorph energy harvester based on Taguchi and ANOVA approaches. *Alexandria Engineering Journal*. 2020, vol. 59, issue 1, pp. 117-127. doi:10.1016/j.aej.2019.12.016
 11. Agboola O.O., Ikubanni P.P., Adeleke A.A., Adediran A.A., Adesina O.S., Aliyu S.J., Olabamiji T.S. Optimization of heat treatment parameters of medium carbon steel quenched in different media using Taguchi method and grey relational analysis. *Heliyon*. 2020, vol. 6, issue 7, e04444. doi:10.1016/j.heliyon.2020.e04444
 12. Umamaheswarao P., Ranga Raju D., Suman KNS, Ravi Sankar B. Multi objective optimization of process parameters for hard turning of AISI 52100 steel using Hybrid GRA-PCA. *Procedia Computer Science*. 2018, vol. 133, pp. 703-710. doi:10.1016/j.procs.2018.07.129
 13. Naqiuuddin N.H., Saw L.H., Yew M.C., Yusof F., Poon H.M., Cai Z., Thiam H.S. Numerical investigation for optimizing segmented micro-channel heat sink by Taguchi-Grey method. *Applied Energy*. 2018, vol. 222, pp. 437-450. doi:10.1016/j.apenergy.2018.03.186
 14. Das M.K., Kumar K., Barman T.Kr., Sahoo P. Optimization of surface roughness and MRR in electrochemical machining of EN31 tool steel using grey-Taguchi approach. *Procedia Materials Science*. 2014, vol. 6, pp. 729-740. doi: 10.1016/j.mspro.2014.07.089

Поступила 07.08.2021; принята к публикации 26.08.2021; опубликована 27.09.2021
 Submitted 07/08/2021; revised 26/08/2021; published 27/09/2021

Пивоварова Ксения Григорьевна – кандидат технических наук, доцент,
 Магнитогорский государственный технический университет им. Г.И. Носова, Магнитогорск, Россия.
 Email: k.pivovarova@magtu.ru. ORCID 0000-0002-9961-4074

Ksenia G. Pivovarova – PhD (Eng.), Associate Professor,
 Nosov Magnitogorsk State Technical University, Magnitogorsk, Russia.
 Email: k.pivovarova@magtu.ru. ORCID 0000-0002-9961-4074